

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО**

Факультет інформатики та обчислювальної техніки
(назва факультету, інституту)

Кафедра автоматизованих систем обробки інформації і управління
(назва кафедри)

"На правах рукопису"
УДК 629.7.021:528.831.1:519.652

«До захисту допущено»
Завідувач кафедри

(підпис) О.А.Павлов
(ініціали, прізвище)

“ ____ ” _____ 20 18 р.

МАГІСТЕРСЬКА ДИСЕРТАЦІЯ
на здобуття ступеня магістра

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки та інформаційні технології
(код та назва спеціальності)

спеціалізацією Інформаційні управляючі системи та технології
(код та назва спеціалізації)

на тему: «Метод субпіксельної обробки аерозображень, отриманих оптичною системою квадрокоптеру»

Виконав студент II курсу групи ІС-61м
(шифр групи)

Лисенко Артур Ростиславович
(прізвище, ім'я, по батькові) _____ (підпис)

Науковий керівник доц., к.т.н., доц. Жданова О.Г.
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали) _____ (підпис)

Консультант _____
(науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали) _____ (підпис)

Рецензент _____
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали) _____ (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів без
відповідних посилань.

Студент _____
(підпис)

РЕФЕРАТ

Структура та обсяг роботи. Пояснювальна записка магістерської дисертації складається з чотирьох розділів, містить 52 рисунка, 8 таблиць, 1 додаток, 77 джерел.

Магістерська дисертація присвячена розробці програмного модуля підвищення просторової розрізненності аерозображень, отриманих за допомогою квадрокоптеру. Метою даної розробки є покращення якості зображень, отриманих за допомогою оптичної системи квадрокоптера, за рахунок підвищення просторової розрізненності аерозображень.

У розділі загальних підходів до підвищення роздільної здатності та просторової розрізненності зображень наводяться різні методи підвищення роздільної здатності, а також методи підвищення просторової розрізненності зображень.

Розділ реконструкції зображення високої розрізненності присвячений отриманню зображення високої розрізненності за допомогою методу субпіксельної обробки зображень.

Розділ алгоритму реконструкції зображення високої розрізненності містить алгоритм реконструкції зображення високої розрізненності, опис використаних технологій та архітектуру програмного комплексу підвищення просторової розрізненності аерознімків.

У розділі випробування програмного продукту наведено методику випробувань, результати випробувань програмного продукту, а також результати досліджень.

ЗОБРАЖЕННЯ, ПІДВИЩЕННЯ ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ
ЗОБРАЖЕНЬ, СУБПІКСЕЛЬНА ОБРОБКА, СУБПІКСЕЛЬНЕ ЗМІЩЕННЯ
ЗОБРАЖЕНЬ

ABSTRACT

Structure and content. Master's thesis consists of four sections, containing 52 figures, 8 tables, 1 appendix, 77 sources.

The master's thesis is devoted to the development of a software module for spatial resolution enhancement of aerial images acquired with a quadcopter. The purpose of this research is to improve the quality of images acquired by the digital camera of a quadcopter, using the super-resolution approach.

In overview section the general methods for imagery spatial resolution enhancement are described.

The image reconstruction section is devoted to restoring a high-resolution image using the subpixel processing of input low-resolution images.

The algorithm section contains an algorithm description for the high-resolution image restoring, a description of engaged techniques as well as the software architecture developed for the spatial resolution enhancement of aerial imagery.

The test section presented the both test method and the test results of developed software product.

The conclusion section overviews the research and gives the thesis's general outputs.

IMAGE, IMAGERY SPATIAL RESOLUTION ENHANCEMENT,
SUBPIXEL PROCESSING, IMAGERY SUBPIXEL SHIFT

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	8
ВСТУП	9
1 ЗАГАЛЬНІ ПІДХОДИ ДО ПІДВИЩЕННЯ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ТА ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ	10
1.1 Навчальні алгоритми.....	10
1.2 Алгоритми засновані на спектральному представленні зображення	10
1.3 Інтерполяційні методи	12
1.3.1 Найближчий сусід	12
1.3.2 Афінні перетворення.....	13
1.3.3 Суперсемплінг	14
1.3.4 Згортки.....	16
1.4 Байєсівські алгоритми.....	18
1.5 Висновок	20
1.6 Принципи відновлення SR зображення	21
1.6.1 Визначення SR	21
1.6.2 Принцип.....	21
1.6.3 Класифікація методів	22
1.7 Типові методи відновлення	23
1.7.1 Апріорно сліпа ідентифікація	23
1.7.2 Нульове розділення листів	23
1.7.3 Авторегресивна середньозважена оцінка	24
1.7.4 Техніки непараметричного відновлення кінцевої підтримки.....	24
1.8 Непараметричне відновлення кінцевої підтримки	25

1.8.1 Ітеративна сліпа деконволюція	25
1.8.2 Алгоритм Річарда-Люсі	26
1.8.3 Невід'ємність та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації	27
1.8.4 Порівняння алгоритмів	29
1.9 Методи підвищення просторової розрізненості зображень	30
1.9.1 Модель спостереження	35
1.9.2 Алгоритми відновлення SR зображень	40
1.10 Висновок.....	56
2 Реконструкція зображення високої розрізненості	57
2.1 Модель відновлення зображення субпіксельної розрізненості.....	57
2.1.1 Проста модель: система рівнянь без похибок	57
2.1.2. Модель з похибкою. Гауссівська регуляризація	65
2.2 Модель розрахунку субпіксельного зсуву	69
3 Алгоритм реконструкції зображення високої розрізненості.....	71
3.1 Алгоритм та демонстраційна програма субпіксельного оброблення зображень, отриманих за допомогою матричної знімальної камери.....	71
3.1.1. Алгоритм обробки зображень	72
3.1.2. Програмне забезпечення субпіксельної обробки зображень.....	73
3.2 Алгоритм та демонстраційна програма розрахунку субпіксельного зсуву між зображеннями, отриманих за допомогою матричної знімальної камери.....	81
3.2.1 Алгоритм розрахунку субпіксельного зсуву	81
3.2.2 Архітектура програми розрахунку субпіксельного зсуву.....	82
3.3 Висновок.....	88
4 Випробування програмного продукту	90

4.1 Тестування програмного продукту.....	90
4.2 Результати досліджень.....	95
4.3 Висновок.....	100
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	101
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	102
Додаток А.....	110
ПЛАКАТ 1.....	110
ЗНІМКИ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI 3 STANDARD	110
ПЛАКАТ 2.....	111
ЗНІМКИ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI 3 ADVANCED.....	111
ПЛАКАТ 3.....	112
ЗНІМКИ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI 4 PRO.....	112
ПЛАКАТ 4.....	113
РЕЗУЛЬТАТИ ВІДНОВЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ	113
ПЛАКАТ 5.....	114
РЕЗУЛЬТАТ ПІДВИЩЕННЯ ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ ЗНІМКІВ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI PHANTOM 3 STANDARD.....	114
ПЛАКАТ 6.....	115
РЕЗУЛЬТАТ ПІДВИЩЕННЯ ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ ЗНІМКІВ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI PHANTOM 3 ADVANCED.....	115
ПЛАКАТ 7.....	116
РЕЗУЛЬТАТ ПІДВИЩЕННЯ ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ ЗНІМКІВ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI PHANTOM 4 PRO.....	116

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

ФЩЙ – функція щільності ймовірності

МАП – максимальна апостеріорність

ВПМ – випадкове поле Маркова

н.і.р. – незалежний ідентично розподілений

МП – максимальна правдоподібність

ОМ – очікування-максимізація

ПОМ – проекція на опуклі множини

ВСТУП

На сьогодні аерозйомка є надзвичайно поширеною: вона застосовується в будівництві, військовій промисловості, картографії, рекламних цілях, екології, науці та просто як хоббі. Для задоволення потреб будь-якої з перелічених вище категорій використовуються різні технічні засоби, в тому числі і квадрокоптери, які набули великої популярності за їх можливості та відносну дешевизну. Однією з головних характеристик будь-якого зображення є його просторова розрізненність, підвищення якої вимагає потужної апаратури. У зв'язку з розмірами квадрокоптера постає проблема підвищення просторової розрізненності зображення, яка полягає, крім підвищення вартості квадрокоптеру при встановленні додаткових фотоелементів, так і в фізичних обмеженнях носія оптичної системи.

Мета дослідження – покращити якість зображень, отриманих за допомогою оптичної системи квадрокоптера, за рахунок підвищення просторової розрізненності аерозображень.

Завдання дослідження – аналіз існуючих методів підвищення просторової розрізненності аерозображень; розробка алгоритму субпіксельної обробки зображень субпіксельно зміщених одне відносно одного з урахуванням стохастичних збурень; експериментальне випробування розробленого алгоритму.

Об'єктом дослідження є процес отримання аерознімків отриманих за допомогою оптичної системи встановленої на борту квадрокоптера.

Предметом дослідження є метод субпіксельної обробки аерозображень.

Методом дослідження обрано субпіксельну обробку зображень.

Новизна та значущість полягають в підвищенні просторової розрізненності зображень отриманих з квадрокоптера.

1 ЗАГАЛЬНІ ПІДХОДИ ДО ПІДВИЩЕННЯ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ТА ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ

Історія Super Resolution бере початок в 1989 році, коли була опублікована перша стаття присвячена відновленню зображення високої якості по декільком зображенням низької.

На даний момент чітко виділяється 4 класа методів рішення задачі SR:

- навчальні алгоритми;
- алгоритми засновані на спектральному представленні зображення;
- інтерполяційні методи;
- Байєсівські алгоритми.

1.1 Навчальні алгоритми

Навчальні алгоритми використовують знання про те, що дійсно зображено на картинці. Такі алгоритми добре підходять для підвищення роздільної здатності однотипних зображен, таких як обличчя.

В основному це різні методи машинного навчання та прийняття рішення. Взагалом суть навчання в задачі вибору належності інформації тій чи іншій множині (пікселю) полягає в наступному:

- є тестова вибірка, на якій є декілька класів об'єктів;
- для кожного стану є набір ознак, які були виділені певним чином, будь то Хаар, HOG, SURF чи який-небудь вейвлет;
- алгоритм навчання повинен побудувати таку модель, по якій він зможе проаналізувати нове зображення (результуюче) та прийняти рішення про належність інформації тим чи іншим областям.

1.2 Алгоритми засновані на спектральному представленні зображення

При вводі зображення в ЕОМ відбувається перетворення неперервного зображення в дискретну форму. Таким чином в процесі подальшої обробки будуть використовуватись тільки значення сигналу (зображення), зафіксовані у визначених точках. Відновити неперервний сигнал по його дискретному представленню можна,

якщо відліки обирались згідно з теоремою відліків Котельникова [1]. Варто зазначити, що теорема відліків справедлива для сигналів, спектр яких точно дорівнює нулю поза деякого інтервалу частот.

Внаслідок обмежених можливостей відомих алгоритмів відновлення при роботі з двовимірними сигналами (зображеннями) частота вибірки, зазвичай, повинна бути значно вище тієї, яка визначається результатами спектрального аналізу. Так, при відновленні сигналу за допомогою кусково-постійної апроксимації, вибірку варто здійснювати з частотою в 157 разів перевищуючу граничне значення по теоремі Котельникова [2]. Кусково-постійна інтерполяція є найбільш швидкою та грубою. В умовах недостатньої кількості відліків якість зображення суттєво підвищиться при використанні лінійної чи більш складної інтерполяції.

Проблема підвищення роздільної здатності виникає також при формуванні зображення оптичними системами. Обмеження спектра сигналу в системі формуванні призводить до зникнення високочастотних складових в спостережуваному зображенні. Для сигналів, що задовольняють теорему Вінера-Пелі [3], спектр може бути єдиним чином екстрапольований як завгодно далеко за границі смуги пропускання системи формування. В результаті з'являється можливість досягнення цифровим чином скільки завгодно високої роздільної здатності. Відомі методи аналітичного продовження спектру, що базуються на розкладі аналізованої функції в різні функціональні ряди. Найбільш зручним може бути розклад по системі сфероїдних хвильових функцій [4], так як йому властива подвійна ортогональність: на симетричному обмеженому та необмеженому інтервалі [5]. Альтернативою метода аналітичного продовження спектра на основі сфероїдних хвильових функцій є ітераційний алгоритм Гершберга-Папуліса, що призводить до однозначного розв'язку у випадку відсутності шумів [6].

Тому для збільшення зображення та його фрагментів при більш детальному їх перегляді використовують екстраполяцію Фур'є спектру зображення нулями. Таку екстраполяцію можна розглядати як першу ітерацію алгоритму Гершберга-Папуліса. Доповнення спектру нулями, забезпечуючи високу швидкість обробки зображень, в

той же час вносить небажаний ефект Гіббса. Він проявляється в накладанні осциляцій яскравості, які стають особливо помітними на великих ділянках зображення з рівномірною яскравістю. Частково компенсувати даний ефект можна ваговою обробкою спектру зображення. В якості вагової функції можна взяти функцію гаусівського типу, вибір параметрів якої буде визначати ступінь когерентності модельованої оптичної масштабованої системи [7].

1.3 Інтерполяційні методи

Інтерполяційний підхід найбільш інтуїтивно зрозумілий метод розв'язку SR (Super Resolution) задачі. Розв'язок задачі, в загальному випадку, розбивається на три кроки:

- визначення відносного руху (Motion estimation) для кожного зображення;
- інтерполяція LR (Low Resolution) зображень на HR (High Resolution) сітку;
- видалення змазування та шуму для отриманого HR зображення.

1.3.1 Найближчий сусід

Це самий примітивний та швидкий метод. Для кожного пікселя вихідного зображення обирається піксель вхідного, найбільш близький до його розташування з урахуванням масштабування. Такий метод дає пікселізоване зображення при збільшенні і сильно зернисте зображення при зменшенні.

Демонстраційний приклад даного методу наведено на рисунку 1.1.



Рисунок 1.1 – Метод найближчого сусіда

Взагалі, якість та продуктивність будь-якого метода можна оцінити по відношенню кількості пікселів, що приймали участь у формуванні кінцевого

зображення, до числа пікселів у оригінальному зображенні. Чим більше це відношення, тим алгоритм якісніший і, зазвичай, повільніший. Відношення, що дорівнює одному, означає, що, як мінімум, кожен піксель вхідного зображення зробив свій внесок в кінцеве. Але для просунутих методів воно може бути і більше одиниці.

Теоретична швидкість роботи залежить лише від розмірів кінцевого зображення. На практиці при зменшенні свій вклад вносять промахи кеш процесору: чим менше масштаб, тим менше даних використовується із кожної завантаженої в кеш лінійки.

Метод свідомо використовується для зменшення дуже рідко, так як дає дуже погану якість, хоча може бути корисним при збільшенні. Через швидкість і простоту реалізації він є у всіх бібліотеках і додатках, що працюють з графікою.

1.3.2 Афінні перетворення

Афінні перетворення – загальний метод для спотворення зображень. Вони дозволяють за одну операцію повернути, розтягнути і відобразити зображення. Тому в багатьох додатках і бібліотеках, що реалізують метод афінних перетворень, функція зміни зображень є просто обгорткою, яка розраховує коефіцієнти для перетворення.

Принцип дії заключається в тому, що для кожної точки кінцевого зображення береться фіксований набір точок оригіналу і інтерполюється згідно з їх взаємним розташуванням та обраним фільтром. Кількість точок також залежить від фільтру. Для білінійної інтерполяції береться 2x2 вхідних пікселя, для бікубічної 4x4. Такий метод дає гладке зображення при збільшенні, але при зменшенні результат дуже схожий на найближчого сусіда.

Теоретично, при бікубічному фільтрі і зменшенні в 3 рази, відношення оброблених пікселів до оригінальних дорівнює $4^2 / 3^2 = 1,78$. На практиці результат значно гірше, так як в існуючих реалізаціях вікно фільтру і функція інтерполяції не масштабуються згідно з масштабом зображення і пікселі ближче до краю вікна беруться з від'ємними коефіцієнтами (згідно з функцією), тобто не роблять корисний внесок в кінцеве зображення. В результаті зображення, що збільшено з бікубічним

фільтром, відрізняється від зображення, що збільшено з білінійним тільки тим, що воно ще більш чітке. Фактично, афінні перетворення не можна використовувати для збільшення чи зменшення більш ніж в 2 рази.

Час роботи помітно більший, ніж у найближчого сусіда, і залежить від розмірів кінцевого зображення і розмірів вікна обраного фільтру. Від промахів кешу уже практично не залежить, так як оригінальні пікселі використовуються як мінімум по двоє.

Крім того, саме цей метод використовується відеокартами для малювання тривимірних сцен. Але різниця в тому, що відеокарти для кожної текстури заздалегідь підготовлюють набір зменшених версій (тір-рівнів), і для кінцевого малювання обирається рівень з такої роздільною здатністю, щоб зменшення текстури було не більше, ніж два рази. Крім того, для усунення різкого скачка при зміні тір-рівня (коли текстурований об'єкт наближається чи віддаляється), використовується лінійна інтерполяція між сусідніми тір-рівнями. Таким чином для малювання кожного пікселю тривимірного об'єкту необхідно інтерполювати між 2^3 пікселями. Це дає прийнятний для швидко рухомих картинок результат за час лінійний відносно кінцевої роздільної здатності.

1.3.3 Суперсемплінг

За допомогою цього методу створюються ті самі тір-рівні. Його суть в розбитті оригінального зображення по сітці пікселів кінцевого і складання всіх оригінальних пікселів, що приходять на кожен піксель кінцевого зображення згідно з площею, яка попала під кінцевий піксель. При використанні цього методу для збільшення, на кожен піксель кінцевого зображення приходить рівно один піксель оригінального. Тому результат для збільшення дорівнює найближчому сусіду. Приклад суперсемплінгу наведено на рисунку 1.2.

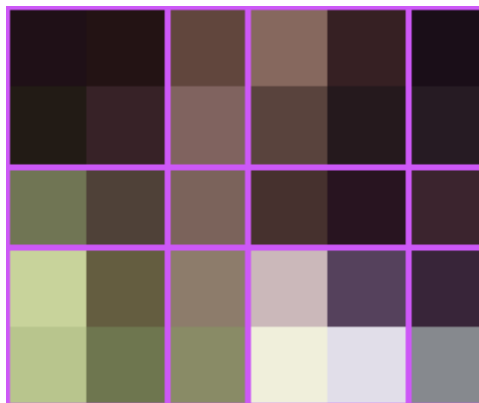


Рисунок 1.2 – Суперсемплінг

Можна виділити два підвиди даного методу:

- метод з округленням границь пікселів до найближчого цілого числа пікселів;
- метод без округлень границь пікселів.

В першому випадку алгоритм стає малопридатним для масштабування менше ніж в 3 рази, тому що на який-небудь один кінцевий піксель може приходиться один оригінальний, а на сусідний – чотири (2x2), що призводить до дизпропорції на локальному рівні. В той же час, алгоритм з округленням очевидно можна використовувати у випадках, коли розмір оригінального зображення кратний розміру кінцевого або масштаб збільшення достатньо малий. Відношення оброблених пікселів до оригінальних при округленні границь завжди дорівнює одиниці.

Підвид без округлення дає чудову якість при зменшенні на будь-якому масштабі, а при збільшенні дає дивний ефект, коли більша частина оригінального пікселя на вихідному зображенні виглядає однорідною, але на краях видно перехід. Відношення оброблених пікселів до оригінальних без округлень границь може бути від одиниці до чотирьох, тому що кожен оригінальний піксель робить внесок в один кінцевий, або в два сусідніх або в чотири сусідніх пікселі.

Продуктивність даного методу для збільшення нижче, ніж у афінних перетворень, тому що в розрахунку кінцевого зображення приймають участь всі пікселі оригінального. Версія з округленням до найближчих границь зазвичай швидше в декілька разів.

1.3.4 Згортки

Даний метод схожий на афінні перетворення тим, що використовуються фільтри, але він має не фіксоване вікно, а вікно, що пропорційне масштабу. Наприклад, якщо розмір вікна фільтру дорівнює 6, а розмір зображення збільшується в 2.5 рази, то в формуванні кожного пікселя кінцевого зображення приймає участь $(2,5 * 6)^2 = 225$ пікселів, що набагато більше, ніж у випадку суперсемплінгу (від 9 до 16). Згортки можна рахувати в 2 проходи, спочатку в один бік, потім в інший, тому алгоритмічна складність розрахунку кожного пікселя дорівнює не 225, а всього $(2,5 * 6) * 2 = 30$. Внесок кожного оригінального пікселя у кінцевий яскравість визначається фільтром. Відношення оброблених пікселів до оригінальних цілком визначається розміром вікна фільтру і дорівнює його квадрату. Тобто для білінійного фільтру це відношення буде 4, для бікубічного 16, для Ланцоша 36. Алгоритм чудово працює як для зменшення, так і для збільшення.

Швидкість роботи даного методу залежить від всіх параметрів: розмірів оригінального зображення, розмірів кінцевого зображення, розмірів вікна фільтру.

Одна з переваг даного методу в тому, що фільтри можуть задаватись окремою функцією, що ніяк не зв'язана з реалізацією методу. При цьому функція самого фільтру може бути достатньо складною без особливих втрат продуктивності, тому що коефіцієнти для всіх пікселів в одному стовпці і для всіх пікселів в одному рядку обчислюються лише один раз. Тобто сама функція фільтру викликається лише $(m + n) * w$ разів, де m та n – розміри кінцевого зображення, а w – розмір вікна фільтру.

Вигляд популярних фільтрових функцій наведено на рисунках 1.3 – 1.5.

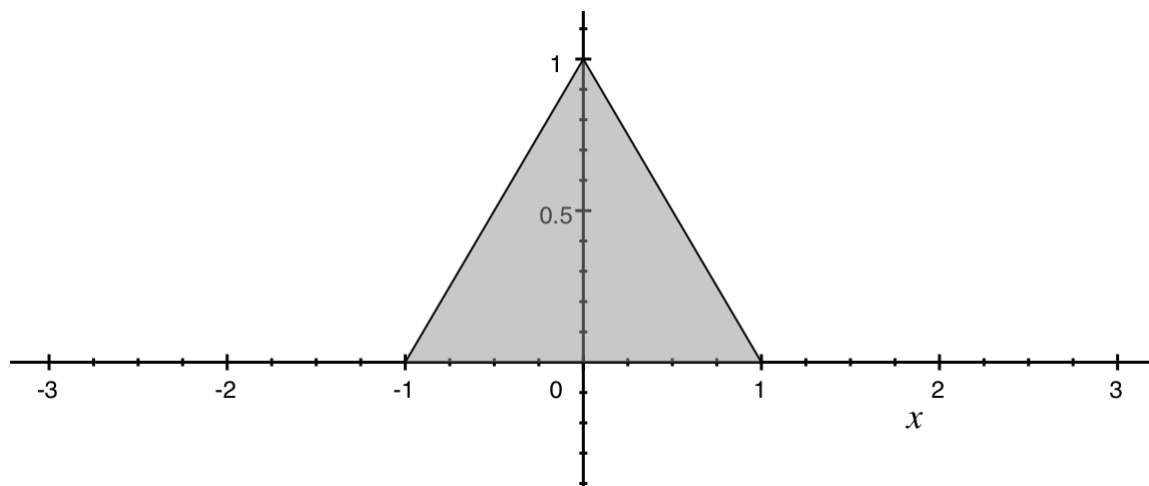


Рисунок 1.3 – Білінійний фільтр

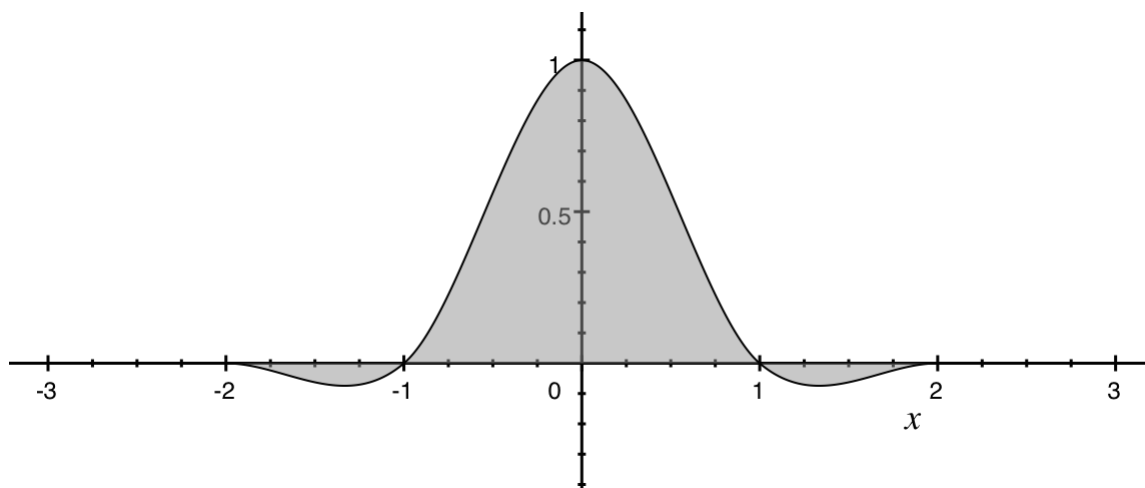


Рисунок 1.4 – Бікубічний фільтр

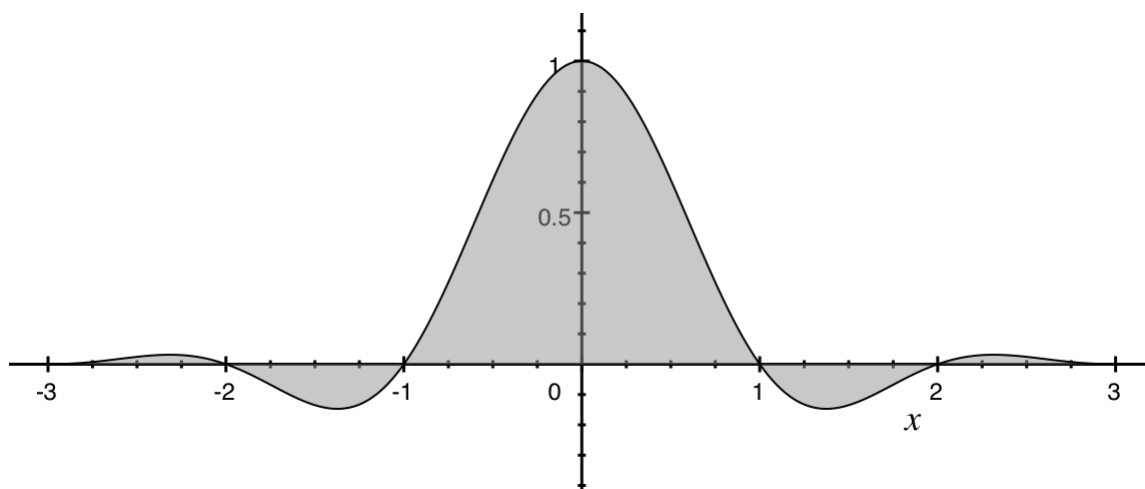


Рисунок 1.5 – Фільтр Ланцоша

Варто зазначити, що деякі фільтри мають зони від'ємних коефіцієнтів (як, наприклад, бікубічний фільтр чи фільтр Ланцоша). Це необхідно для придання переходам на кінцевому зображенні різкості, яка була на оригінальному.

1.4 Байєсівські алгоритми

В основу всіх алгоритмів закладено Байєсівський метод, який дозволяє вирішити задачу класифікації, тобто вирішити який піксель оригінального зображення прийме участь у формуванні конкретного пікселя кінцевого зображення.

Байєсівський підхід виходить з статистичної природи спостережень. За основу береться припущення про існування ймовірносної міри на просторі образів, яка або відома, або може бути оцінена. Ціль полягає в розробці такого класифікатора, який буде правильно визначати найбільш ймовірний клас для пробного образу. Тоді задача полягає у визначенні «найбільш ймовірного» класу.

Задано M класів $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_M$, а також $P(\Omega_i | x)$, $i = 1, 2, \dots, M$ – ймовірність того, що невідомий образ, що представляється вектором ознак x , належить класу Ω_i .

$P(\Omega_i | x)$ називається *апостеріорною ймовірністю*, оскільки задає розподіл індекса класу після випробування.

Розглянемо випадок двох класів Ω_1 та Ω_2 . Природно обрати вирішальне правило таким чином: об'єкт відноситься до того класу, для якого апостеріорна ймовірність вище. Таке правило класифікації по максимуму апостеріорної ймовірності називається Байєсівським: якщо $P(\Omega_1 | x) > P(\Omega_2 | x)$, то x класифікується в Ω_1 , інакше в Ω_2 . Таким чином, для Байєсівського вирішального правила необхідно отримати апостеріорні ймовірності $P(\Omega_i | x)$, $i = 1, 2$. Це можна зробити за допомогою формули Байєса.

Формула Байєса, яка отримана Т. Байєсом в 1763 році, дозволяє обчислити апостеріорні ймовірності подій через апріорні ймовірності і функції правдоподібності.

Нехай A_1, A_2, \dots, A_n – повна група незалежних подій.

$$\bigcup_{i=1}^n A_i = \Omega,$$

$$A_i \cap A_j = \emptyset, \text{ при } i \neq j.$$

Тоді апостеріорна ймовірність має вид:

$$P(A_i | B) = \frac{P(A_i)P(B | A_i)}{\sum_{i=1}^n P(A_i)P(B | A_i)},$$

де $P(A_i)$ – апіорна ймовірність події A_i , $P(B | A_i)$ – умовна ймовірність події B при умові, що відбулась подія A_i .

Розглянемо отримання апостеріорної ймовірності $P(\Omega | x)$, знаючи $P(\Omega)$ та $P(x | \Omega)$.

$$P(AB) = P(A | B)P(B), \quad P(AB) = P(B | A)P(A)$$

$$P(A | B)P(B) = P(B | A)P(A)$$

$$P(B | A) = \frac{P(A | B)P(B)}{P(A)}$$

Якщо $P(A)$ та $P(A | B)$ описуються щільностями $p(x)$ та $p(x | B)$, то

$$P(B | x) = \frac{p(x | B)P(B)}{p(x)} \Rightarrow P(\Omega_i | x) = \frac{p(x | \Omega_i)P(\Omega_i)}{p(x)}.$$

При перевірці класифікації порівняння $P(\Omega_1 | x)$ та $P(\Omega_2 | x)$ еквівалентно порівнянню $p(x | \Omega_1)P(\Omega_1)$ та $p(x | \Omega_2)P(\Omega_2)$. У випадку, коли $P(\Omega_1 | x) = P(\Omega_2 | x)$, вважається, що міра множини x дорівнює нулю.

Таким чином, задача порівняння по апостеріорній ймовірності зводиться до обчислення величин $P(\Omega_1)$, $P(\Omega_2)$, $p(x | \Omega_1)$, $p(x | \Omega_2)$. Будемо вважати, що у нас достатньо даних для визначення ймовірності приналежності об'єкта кожному з класів $P(\Omega_i)$, $i = 1, 2$. Такі ймовірності називаються апіорними ймовірностями класів. А також будемо вважати, що відомі функції розподілу вектора ознак для кожного класу $P(x | \Omega_i)$, $i = 1, 2$. Вони називаються функціями правдоподібності x по відношенню до Ω_i . Якщо апіорні ймовірності і функції правдоподібності невідомі, то їх можна оцінити методами математичної статистики на множині прецедентів. Наприклад,

$P(\Omega_i) = \frac{N_i}{N}$, де N_i – число прецедентів з Ω_i , $i = 1, 2$. N – загальна кількість

прецедентів. $P(x | \Omega_i)$ може бути наближено гістограмою розподілу вектора ознак для прецедентів із класу Ω_i .

Таким чином, Байєсівський підхід до статистичних задач базується на припущенні про існування деякого розподілу ймовірності для кожного параметру. Недоліком цього методу є необхідність постулювання як існування апіорного розподілу для невідомого параметру, так і знання його форми.

Даний огляд наявних методів продемонстрував основні підходи до вирішення SR задачі, їх області застосувань, переваги та недоліки.

Зокрема:

- навчальні алгоритми потребують зазделегідь зібраної інформації, базуючись на якій зможуть прийняти рішення;
- спектральні методи базуються на сигнальному представленні зображення та обробкою, наприклад, перетвореннями Фур'є. Перевагами даних методів є зручність обробки сигналів та швидкість процедур;
- інтерполяційні методи дуже чутливі до втрат інформації при збільшенні зображень, тому їх застосування значно впливає на якість результуючого зображення, що викликає серйозні проблеми при меті зберегти дану інформацію;
- Байєсівські алгоритми базуються на класифікаторі Байєса і потребують апіорну інформацію для вирішення задач класифікації. Один з прикладів такого алгоритму є наївний Байєсівський класифікатор, перевагою якого є мала кількість даних, необхідних для оцінки параметрів, що вимагаються для класифікації.

1.5 Висновок

Як бачимо, немає універсального методу, який міг би вирішити SR задачу, особливо маючи на меті і якість і швидкість. Але, зважаючи на достатню кількість

методів, які працюють доволі швидко і надають достатньо якісні для візуального сприйняття користувачем зображення, варто зосередити увагу на методах, які полягають в отриманні максимально якісних зображень, що досить важливо в таких областях як обробка супутникових зображень, де значне спотворення сигналу.

1.6 Принципи відновлення SR зображення

1.6.1 Визначення SR

Некогерентна функція передачі оптичної системи є автокорреляцією її функції зрачка, що означає, що функція передачі є неодмінно обмеженою по смузі. Інакше, значення функції передачі має бути нулем, коли частота визначена дифракційною границею більша за певне значення. Очевидно, що деконволюція може відновити лише спектр об'єкту до дифракційної границі і не може перевищити її. Однак, застосовуючи перетворення Фур'є ми можемо, теоретично, отримати роздільну здатність вище дифракційної границі. Технологія відновлення, яка призначена для відновлення інформації вище дифракційної границі називається SR техніками. І методи, що застосовуються в даних техніках можуть мати назву екстраполяцією смуги обмеження. Граничні дифракційні зображення космічних об'єктів можуть бути отримані через відновлення високої роздільної здатності рябих зображень цих же об'єктів. Але за рахунок SR даних, роздільна здатність може бути підвищена за допомогою відновлення зображень близьких до дифракційної границі.

1.6.2 Принцип

Відновлення SR зображень базується на теорії аналітичного продовження, що означає відновлення цілої аналітичної функції згідно з її значеннями на певному проміжку. Через дифракцію світла, спектральний розподіл певного зображення є нескінченний в просторі, тому оптична система обрізає його частоту, щоб отримати частотно-обрізане зображення, яке є скінченним в просторі. Взагалом, функція обрізання не може бути обмеженою по смузі, але обрізання дифракційно обмеженої оптичної системи є обмеженим по смузі. Більш того, відновлення цілої спектральної функції або лише спектральної функції вище певної частоти є можливим.

Нехай модель зображення:

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y) \quad (1.1)$$

де $h(x, y)$ – функція розподілу точок, $f(x, y)$ – вхідне зображення, $g(x, y)$ – вихідне зображення та $n(x, y)$ – шум.

Перетворенням Фур'є даної моделі є:

$$G(u, v) = H(u, v) * F(u, v) + N(u, v)$$

Задача SR відновлення полягає в здійсненні аналітичного подовження до $F(u, v)$, щоб розширити її домен підтримки за допомогою попередньої інформації про об'єкт та отриманні нової функції розподілу точок $H'(u, v)$.

1.6.3 Класифікація методів

Для рябих зображень, які піддались повітряним збуренням, є декілька методів для покращення їх роздільної здатності. Відповідно до домену, що обробляється, методи можуть бути поділені на просторово-доменні та частотно-доменні. Залежно від того чи відома функція розподілу точок, методи можуть бути поділені на деконволюцію та сліпу деконволюцію, серед яких сліпа деконволюція відбудовує зображення через оцінку функції розподілу точок.

В зображеннях, зазвичай, міститься трохи попередньої інформації і функцію розподілу точок важко отримати, тому для відбудови зображення частіше використовується сліпа деконволюція і люди зазвичай досліджують саме цей метод.

В залежності від того чи комбінована функція розподілу точок з відновленням зображення, типові методи сліпої деконволюції поділяють на два види:

- визначення функції розподілу точок розділяється з відновленням зображення; спочатку отримується функція розподілу точок і для оцінки вхідного зображення використовуються традиційні методи відновлення;
- визначення функції розподілу точок та відновлення зображення відбуваються в один і той самий час, тому цей вид методу більш складний.

1.7 Типові методи відновлення

Є декілька методів широко використовуваних в сліпій деконволюції, включаючи апріорно сліпий метод ідентифікації, нульове розділення листів, авторегресивну середньозважену оцінку та техніки непараметричного відновлення кінцевої підтримки.

1.7.1 Апріорно сліпа ідентифікація

Метод апріорно сліпої ідентифікації відновлює зображення визначаючи функцію розподілу точок перед відновленням зображення. Використовуючи дані методи для відновлення зображення, ми припускаємо, що функція розподілу точок є симетричною та дана параметрична модель функції розподілу точок. Широковикористовувані параметричні моделі включають розмиття руху, що спричиняється відносним лінійним рухом камери та дефокус-розмиття камери.

Спираючись на ці припущення, люди висувають методи, які використовують деякі особливості розмитого або вихідного зображення для оцінки функції розподілу точок. Ці особливості можуть бути особливою точкою і лінією в зображенні або іншими. Як тільки визначена функція розподілу точок, типовий метод відновлення зображення може бути адаптований для оцінки вхідного зображення. Апріорно сліпа ідентифікація широко використовується у відновленні зображення через її простоту, але її основне обмеження полягає в тому, що має бути дана параметрична модель функції розподілу точок, в той час, як в багатьох випадках вона є недоступною. Також, в астрономічних або рентген знімках функція розподілу точок зазвичай має гаусівську форму, через що нульова точка функції розподілу точок не існує, тому цей метод не є придатним.

1.7.2 Нульове розділення листів

Нульове розділення листів було висунуто Лейном та Бейтсом в 1987 році. Принцип даного методу можна описати таким чином. В z -передачі багатовимірному простору нульові точки z -передачі k -вимірної послідовності є майже послідовними

і розташовуються на $(2k - 2)$ -вимірній гіперплощині. Припустимо, що є r конволюцій багатовимірної послідовності f_1, f_2, \dots, f_r , і її z -передача: $F_1 \times F_2 \times F_3 \times \dots \times F_r$.

Якщо гіперплощини, на яких містяться всі точки F_i , можуть бути відокремлені одна від одної, тоді ми зможемо отримати кожен cf_i , де c є коефіцієнтом співвідношення.

Під поняттям нульового розділення листів, відновлення 2D-зображення переводиться на факторизацію 2D-полінома. Це є інтуїтивним, але при застосуванні цього на практиці виникають серйозні проблеми. Головна проблема полягає в тому, що дуже важко пов'язати кластери і простежити всі корені полінома і корені чутливі до шуму. Тому даний алгоритм не набув ніякої практичної значущості.

1.7.3 Авторегресивна середньозважена оцінка

Даний метод сприймає вхідне зображення як двохвимірний авторегресивний процес і модель функції розподілу точок як двохвимірне ковзаюче середнє. Тому розмите зображення може бути описане як зашумлене спостереження авторегресивного ковзаючого середнього. Тому, сліпа деконволюція переходить в проблему визначення параметру авторегресивної середньозваженої оцінки.

Є декілька алгоритмів, включаючи максимальну імовірність, узагальнену перехресну перевірку, нейронні мережі та статистика високих замовлень і так далі. Всі вони мають гарну стійкість до шуму, але коли маємо справу з надто великою кількістю параметрів, вони не можуть збігатись з глобальним оптимумом.

1.7.4 Техніки непараметричного відновлення кінцевої підтримки

Техніки непараметричного відновлення кінцевої підтримки не потребують встановлення параметричної моделі вихідного або розмитого зображення і існує не так багато строгих обмежень, тому вони широко застосовуються у відновленні зображень.

1.8 Непараметричне відновлення кінцевої підтримки

В деградованій моделі вхідного зображення, як показано на (1.1), всі існуючі лінійні алгоритми відновлення зображення припускають, що дана функція розподілу точок і намагаються отримати її обернення та пустити в хід велику кількість інформації про функцію розподілу точок, вхідне зображення та шум, щоб знизити рівень шуму. Однак, функція розподілу точок нам часто невідома і ми не маємо багато інформації про вихідне зображення. Для цієї проблеми дослідники висунули методи, які відновлюють зображення та отримують функцію розподілу точок одночасово.

Відмінність від апріорних методів розмитої ідентифікації полягає в тому, що техніки непараметричного відновлення кінцевої підтримки не вимагають врахування параметричної моделі вихідного чи розмитого зображення. Є декілька методів, які варті уваги, включаючи ітеративну сліпу деконволюцію, алгоритм Річарда-Люсі, невід'ємність та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації та інші. Ці методи додають необхідні обмеження до оптимізованих стандартів і припускають, що вихідне зображення є невід'ємним, об'єкти мають скінченний домен підтримки та фон є чисто чорним або білим.

1.8.1 Ітеративна сліпа деконволюція

Ітеративна сліпа деконволюція була висунута Айерсом та Дейнті в 1988 році. Це один з найбільш використовуваних методів в сліпій деконволюції. На основі перетворень Фур'є, цей метод спричиняє менше обчислювальних навантажень та добре справляється з шумами. Головний недолік полягає в тому, що не гарантується збіжність ітеративного процесу. Крім того, вхідне зображення може мати великий вплив на результат.

Процес ітеративної сліпої деконволюції наведено на рисунку 1.6.

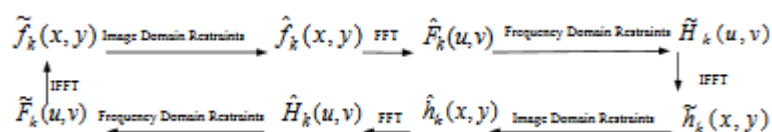


Рисунок 1.6 – Процес ітеративної сліпої деконволюції

На рисунку 1.6 $\hat{f}(x, y)$ – це оцінка вихідного зображення, $\hat{F}(u, v)$ – її перетворення Фур'є, $\hat{h}(x, y)$ – оцінка функції розподілу точок, а перетворенням Фур'є останньої оцінки є $\hat{H}(u, v)$. Після того, як отримано випадкове початкове значення зображення – починається ітеративний процес, де додаються обмеження домену зображення та обмеження частоти. Ці обмеження відносяться до інформації про зображення та функції розподілу точок.

В ітеративній сліпій деконволюції фільтр Вінера (Wiener) налаштований для оцінки зображення в домені частоти, тому ітеративна сліпа деконволюція не чутлива до шуму. Але через те, що збіжність пов'язана з стартовим значенням зображення, не гарантується збіжність та унікальність розв'язку.

Експериментальні результати над зображенням, які були отримані за допомогою різних ітерацій, наведені на рисунку 1.7.

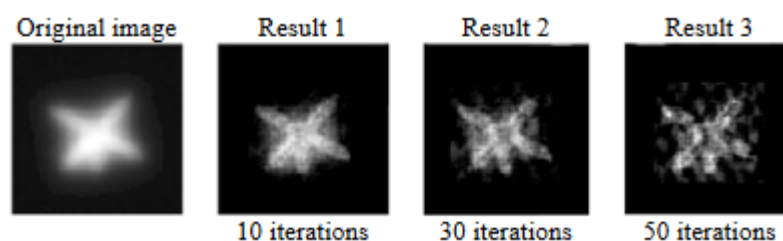


Рисунок 1.7 – Експерименти над ітеративною сліпою деконволюцією

З рисунку 1.7 видно, що кількість ітерацій, що необхідна для кращого результату, є невизначеною.

1.8.2 Алгоритм Річарда-Люсі

Головним недоліком багатьох алгоритмів сліпої деконволюції є безпосередня обробка апіорної інформації $f(x, y)$ або $h(x, y)$, для подолання даної проблеми, в 1970 році, було висунуто адаптивний алгоритм Річарда-Люсі.

Ітеративний процес може бути описано таким чином:

$$f_{k+1}(x, y) = f_k(x, y) \cdot (h(x, y) * \frac{g(x, y)}{r_k(x, y)}),$$

де $*$ – є оператором релевантності, $r_k(x, y)$ виступає в якості перерозмитого зображення:

$$r_k(x, y) = f_k(x, y) * h(x, y)$$

Цей метод може покращити стійкість до шумів до Пуассонівського шуму. Якщо шум має Гаусівську форму, тоді ітеративний процес можна описати таким чином:

$$f_{k+1}(x, y) = f_k(x, y) + h(x, y) * (g(x, y) - r_k(x, y))$$

До цих пір не було запропоновано найкращої ітеративної схеми, так як ітерації функції розподілу точок та ітерації зображення не є збалансованими. На рисунку 1.8 наведені результати алгоритму Річарда-Люсі.

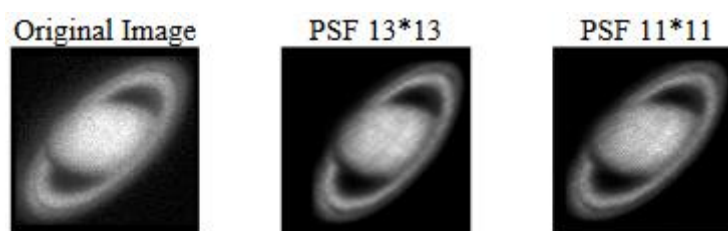


Рисунок 1.8 – Експериментальні результати алгоритму Річарда-Люсі

Два результати було отримано використовуючи функцію розподілу точок розміром 13*13 та 11*11 через 12 ітерацій. Як бачимо, зовнішнє кільце стає чіткішим та вимальовується його текстура.

1.8.3 Невід'ємність та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації

Метою сліпої деконволюції є відбудова достовірної оцінки зображення з розмитого зображення. Д. Кандур (D. Kundur) запропонував алгоритм невід'ємності та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації для досягнення цієї мети.

В даному алгоритмі метою є, маючи зображення $g(x, y)$ зробити оцінку $\hat{f}(x, y)$ цільового зображення. Оцінка може бути отримана за допомогою мінімізації функції похибок, яка містить домен підтримки зображення та невід'ємну інформацію про пікселі. Розв'язок, який глобально оптимізовує функцію похибок називається реалістичним розв'язком. Теоретично, оцінка $\hat{f}(x, y)$ є еквівалентом реального зображення $f(x, y)$, але вони є відрізняються співвідношенням та зміщенням позиції, що виглядає наступним чином:

$$\hat{f}(x, y) = Kf(x - D_x, y - D_y).$$

Розглянемо послідовність кроків даного методу: спочатку до розмитого зображення $g(x, y)$ застосовують змінний двохвимірний FIR фільтр $u(x, y)$, виходом якого є оцінка $\hat{f}(x, y)$ вхідного зображення. Потім, через нелінійний фільтр, оцінка відображається в простір вхідного зображення, характеристики якого відомі завдяки не експансивному відображенню. Різниця між відображеннями зображень $\hat{f}_{NL}(x, y)$ та $\hat{f}(x, y)$ використовуються в якості сигналу похибки $e(x, y)$ для оновлення фільтру $u(x, y)$. Зображення може бути відбудоване через ітеративний процес. Рисунок 1.9 зображує даний алгоритм.

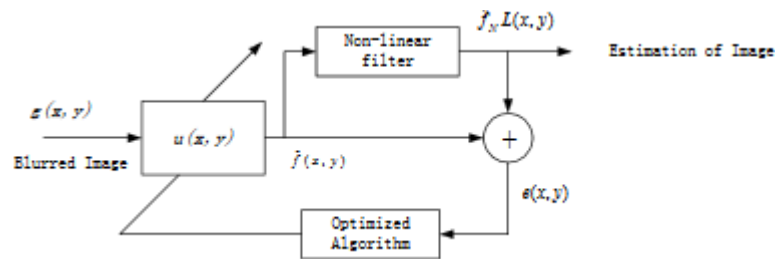


Рисунок 1.9 – Алгоритм методу невід’ємності та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації

Найбільшою перевагою даного алгоритму є те, що ми не повинні володіти попередньою інформацією про вхідне зображення та параметри функції розподілу точок. Все, що нам необхідно – це визначити домен підтримки цільової області та переконатись, що оцінка зображення є невід’ємною. Іншою перевагою є те, що цей алгоритм містить процес мінімізації функції вартості опуклого набору, що гарантує збіжність функції з глобальним найменшим значенням. Недоліком методу є те, що він чутливий до шуму, тому він підходить лише для зображень з симетричним фоном.

Результати експериментів над двома астрономічними зображеннями наведені на рисунку 1.10.

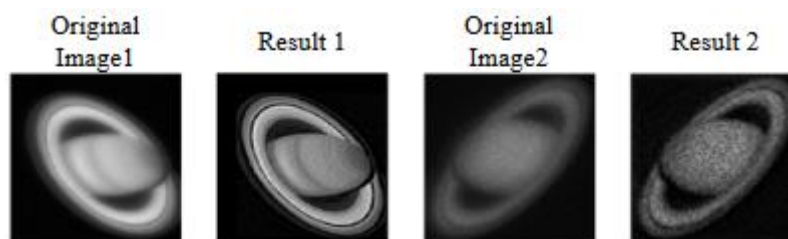


Рисунок 1.10 – Результати експериментів над алгоритмом невід’ємності та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації

В обробці вхідного зображення `image1` розмір функції розподілу точок 23×23 , а кількість ітерацій 7. Як бачимо, в порівнянні з вхідним зображенням, текстура зображення стає більш насиченою та зображення стає більш чітким. В обробці вхідного зображення `image2`, розмір функції розподілу точок 21×21 , а кількість ітерацій дорівнює 5. З результатів видно, що для зображення з шумом, ефект відбудови алгоритму невід’ємності та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації не такий задовільний, що доводить, що він є чутливим до шумів.

1.8.4 Порівняння алгоритмів

Декілька алгоритмів сліпої деконволюції, що були наведені вище, ретельно вивчають в дані роки і всі мають гарні результати. Вони мають власні характеристики і можуть бути застосовані в залежності від ситуації. Проведемо порівняння даних алгоритмів в трьох напрямках: якість відновленого зображення, швидкість відновлення та чутливості до шумів.

Якість відновленого зображення

В цих трьох алгоритмах, ітераційна сліпа деконволюція має найгіршу якість відновлення. Вона може отримати оцінку лише близько до зразка, тому її варто розглядати як початкове значення зображення. Для декількох розмитих зображення алгоритм невід’ємності та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації має задовільний ефект відновлення і якість відновленого зображення краща.

Швидкість відновлення

Порівняння швидкості може здійснюватись на складності алгоритму та його збіжності. Ітеративна сліпа деконволюція найпростіша та найлегша в застосуванні,

але її проблемою є те, що вона не має збіжності. Тому, інколи вона вимагає додаткових обмежень та більшої кількості ітерацій. Алгоритм невід'ємності та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації є більш складним, але має найкращу збіжність.

Чутливість до шумів

Завдяки тому, що ітеративна сліпа деконволюція використовує фільтр Вінера (Wiener), то вона не чутлива до шуму, навіть якщо відношення сигналу до шуму низьке, шум все одно не має значного впливу на якість відновлення. Алгоритм невід'ємності та обмеження підтримки рекурентної зворотної фільтрації має найгіршу стійкість до шумів.

1.9 Методи підвищення просторової розрізненності зображень

В багатьох електронних застосуваннях бажані, а часто вимагаються, зображення з високою розрізненністю. Висока розрізненність (HR) означає, що піксельна щільність в рамках зображення є високою, тому зображення високої розрізненності може надати більше деталей, які можуть бути вирішальними в багатьох застосуваннях. Наприклад, медичні зображення високої розрізненності корисні лікарям для встановлення правильного діагнозу. Відрізнити об'єкт від собі подібних на супутникових зображеннях легше, якщо вони високої розрізненності, а продуктивність розпізнавання образів, за допомогою комп'ютерних технологій, може бути покращена, якщо надати зображення високої розрізненності. З 1970-х років для цифрової зйомки широко використовувались зарядні пристрої та комплементарні метал-окисдові напівпровідникові сенсори зображень [15]. Незважаючи на те, що дані сенсори підходять для більшості прикладних програм з обробки зображень, поточний рівень розрізненності та споживчої ціни не задовільняють майбутній попит. Наприклад, люди хочуть, щоб цифрова камера / відеокамера високої розрізненності була недорогою або щоб ціна поступово зменшувалась, і вчені часто потребують дуже високого рівня розрізненності, близького до аналогової 35-мм плівки, яка не має

видимих артефактів при збільшенні зображення. Таким чином, потрібно знайти спосіб збільшення поточного рівня розрізненості.

Найбільш прямим рішенням для збільшення просторової розрізненості є зменшення розміру пікселя (наприклад, збільшення кількості пікселів на одиницю площі) за технологіями виготовлення датчиків. Однак, оскільки розмір пікселів зменшується, кількість доступного світла також зменшується. Це створює вибуховий шум, який сильно погіршує якість зображення. Таким чином, щоб зменшити розмір пікселів, не страждаючи від ударів шуму, існує обмеження щодо зменшення розміру пікселів, а оптимально обмежений розмір пікселів оцінюється приблизно в 40 квадратних мікрометрів для 0,35 квадратних мікрометрів комплементарного метал-оксидового напівпровідникового процесу. Поточна технологія зображувального сенсору майже досягла цього рівня.

Інший підхід для підвищення просторової розрізненості – збільшити розмір чіпа, що призводить до збільшення ємності [16]. Оскільки велика ємність ускладнює прискорення швидкості передачі заряду, цей підхід не вважається ефективним. Висока вартість високоточної оптики та датчиків зображення також є важливою проблемою багатьох комерційних застосувань у галузі високорозрізненних зображень. Тому, для подолання цих обмежень датчиків і технології виготовлення оптики потрібен новий підхід до збільшення просторової розрізненості.

Одним із перспективних підходів є використання технологій обробки сигналу для отримання високорозрізненних зображень (або послідовності) із декількох спостережуваних зображень з низькою розрізненістю (LR). Останнім часом такий підхід до покращення розрізненості є одним з найактивніших напрямів досліджень, і носить назву відновлення Super Resolution зображень або просто поліпшення розрізненості. В даному випадку "відновлення SR зображень" використовується для позначення підходу обробки сигналу до підвищення розрізненості, оскільки термін "super" в "Super Resolution" відображає характеристики технології, що подолає властиві обмеження розрізненості систем низькорозрізненних зображень. Основна перевага підходу обробки сигналу полягає в тому, що він може коштувати менше, а

існуючі системи низькорозрізненних зображень можуть бути використані. Відновлення SR зображень є корисним у багатьох практичних випадках, коли є змога отримати декілька кадрів однієї сцени, включаючи медичне зображення, супутникові зображення та відеоприкладні програми. Одна з задач полягає в тому, щоб відновити більш якісне цифрове зображення з набору зображень низької розрізненності, отриманих за допомогою недорогої низькорозрізненої камери / відеокамери для друку або зупинки кадру. Як правило, за допомогою відеокамери можна також відображати збільшені кадри послідовно. Ще одне важливе застосування в спостереженні, криміналістичній, науковій, медичній галузі та супутникових зображеннях є синтетичне збільшення регіону інтересу. Для спостереження або криміналістичних цілей цифровий відеомагнітофон (DVR) в даний час замінює систему відеоспостереження, і часто необхідний для збільшення об'єктів на сцені, таких як обличчя злочинця або номерний знак автомобіля. SR підхід також корисний при медичних зображеннях, таких як комп'ютерна томографія (КТ) та магнітно-резонансна томографія (МРТ), оскільки є змога отримати декілька зображень обмеженої розрізненності. У супутникових знімальних програмах, таких як дистанційне зондування та LANDSAT, зазвичай передбачено декілька зображень тієї самої області, і можна розглянути SR підхід для поліпшення розрізненності цільового знімку. Ще одне застосування – це перетворення відеосигналу NTSC на сигнал HDTV, оскільки існує чітка і актуальна потреба у відображенні сигналу SDTV на телевізорі HDTV без візуальних артефактів.

Як ми можемо отримати високорозрізненне зображення з кількох зображень низької розрізненності? Основною передумовою збільшення просторової розрізненності в методах SR є наявність декількох зображень низької розрізненності, зроблених з однієї сцени [17]. У SR, як правило, зображення низької розрізненності представляють різні "погляди" на тій самій сцені. Тобто, зображення низької розрізненності субдискретизовані, а також зміщені одне відносно одного з субпіксельною точністю. Якщо зображення низької розрізненності зміщені на величину цілих одиниць, то кожне зображення містить ту саму інформацію, і, отже,

немає нової інформації, яка може бути використана для відновлення зображення високої розрізненості. Якщо зображення низької розрізненості мають різний субпіксельний зсув одне від одного і, якщо присутня субдискретизація, то кожне зображення не може бути отримано з інших. У цьому випадку нова інформація, що міститься у кожному зображенні низької розрізненості, може бути використана для отримання зображення високої розрізненості. Для отримання різних поглядів на ту саму сцену, повинні існувати деякі відносні рухи сцени від кадру до кадру за допомогою декількох сцен або відеопослідовностей. Кілька сцен можна отримати з однієї камери з декількома знімками або з декількох камер, розташованих у різних позиціях. Ці рухи сцени можуть відбуватися за рахунок керованих рухів у системах зображень, наприклад зображення, отримані від орбітальних супутників. Те ж саме стосується неконтрольованих рухів, наприклад, руху місцевих об'єктів або вібраційних систем зображень. Якщо ці рухи сцени відомі або можуть бути оцінені в точності до субпікселів, і якщо об'єднати дані зображення низької розрізненості, можливо відновити SR зображення, як показано на рисунку 1.11 [15].

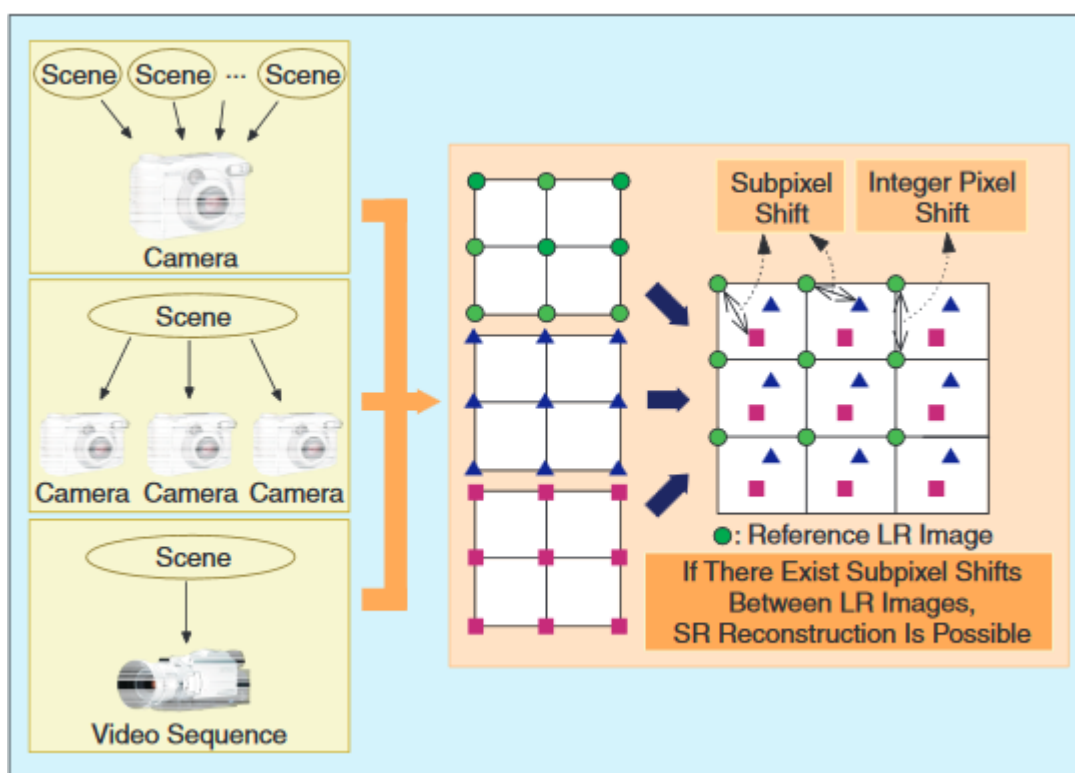


Рисунок 1.11 – Відновлення SR зображення

У процесі запису цифрового зображення відбувається природна втрата просторової розрізненості, викликана оптичними спотвореннями (поза фокусом, межа дифракції тощо), розмивання руху через обмежену витримку затвору, шум, що виникає в датчику або під час передачі та недостатня щільність датчиків, як показано на рисунку 1.12 [15]. Таким чином, записане зображення зазвичай страждає від розмитості, шуму та ефектів накладання спектрів. Незважаючи на те, що основним завданням SR алгоритму є відновлення зображень високої розрізненості з неповнообразних зображень низької розрізненості, воно охоплює методи відновлення зображення, які створюють зображення високої розрізненості із зашумлених, розмитих зображень. Тому метою SR-методів є відновлення зображення високої розрізненості з декількох деградованих та субдискретизованих зображень низької розрізненості.

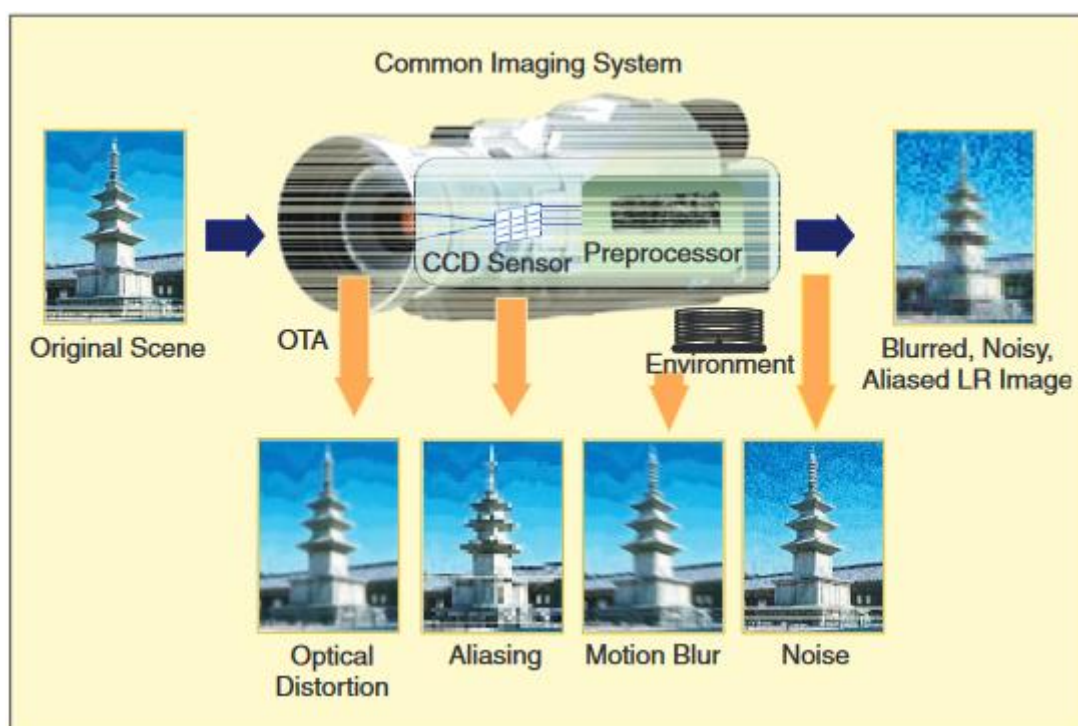


Рисунок 1.12 – Загальна система отримання зображення

Схожою проблемою до SR методів є звичайне відновлення зображення, яке є визнаною областю в програмах обробки зображень [18, 19]. Метою відновлення зображення є відновлення деградованого (наприклад, розмитого, шумного) зображення, але воно не змінює розмір зображення. Фактично звичайне відновлення

та SR відновлення тісно пов'язані між собою теоретично, і SR відновлення може розглядатися як проблема другого покоління звичайного відновлення зображення.

Ще однією проблемою, пов'язаною з SR відновленням, є інтерполяція зображення, яка використовується для збільшення розміру одного зображення. Хоча це поле було широко вивчено [20 - 22], якість зображення, збільшеного з субдискретизованого зображення низької розрізненності, за своєю суттю обмежена, хоча застосовується ідеальна функція базису sinc. Тобто, інтерполяція за допомогою одного зображення не може відновити високочастотні компоненти, втрачені або деградовані під час процесу вибірки низької розрізненності. З цієї причини методи інтерполяції зображення не розглядаються як методи SR. Для досягнення подальших покращень у цьому напрямі, наступний крок вимагає використання декількох наборів даних, в яких можуть використовуватися додаткові обмеження даних з декількох спостережень тієї самої сцени. Злиття інформації з різних спостережень тієї ж самої сцени дозволяє нам відновити сцену SR.

Перш ніж навести огляд існуючих SR алгоритмів, спочатку змоделюємо процес отримання зображень низької розрізненності.

1.9.1 Модель спостереження

Першим кроком до комплексного аналізу проблеми відновлення SR зображення є формування моделі спостереження, яка поєднує оригінальне зображення високої розрізненності з спостережуваними зображеннями низької розрізненності. Є декілька моделей спостереження, які можна розділити на моделі для нерухомих зображень та для відеопослідовностей. Для представлення базової концепції SR методів відновлення, використаємо модель спостереження для нерухомих зображень, оскільки досить легко продовжити модель зображення до моделі відеопослідовності.

Нехай бажане зображення високої розрізненності розмірності $L_1 N_1 \times L_2 N_2$ записано в лексикографічній нотації, як вектор $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$, де $N = L_1 N_1 \times L_2 N_2$. Зокрема, x є ідеальним недеградованим зображенням, яке відбирається на частоті Найквіста або вище від безперервної сцени, яка вважається необмеженою. Тепер

нехай параметри L_1 і L_2 відповідають коефіцієнтам зниження вибірки в моделі спостереження за горизонтальними та вертикальними напрямками, відповідно. Таким чином, кожне спостережуване зображення низької розрізненності має розмір $N_1 \times N_2$. Нехай k -те зображення низької розрізненності має наступний вигляд в лексикографічній нотації $y_k = [y_{k,1}, y_{k,2}, \dots, y_{k,M}]^T$, для $k = 1, 2, \dots, p$ та $M = N_1 \times N_2$. Тепер припускається, що x залишається постійним під час отримання кількох зображень низької розрізненності, за винятком будь-якого руху та деградації, що допускається моделлю. Таким чином, спостережувані зображення низької розрізненності виникають внаслідок деформації, розмивання та операторів субсемплювання, що виконуються на зображеннях високої розрізненності x . Припускаючи, що кожне зображення низької розрізненності пошкоджено адитивним шумом, ми можемо представити модель спостереження як [23, 24]

$$y_k = DB_k M_k x + n_k \text{ для } 1 \leq k \leq p, \quad (1.2)$$

де $M_k \in \mathbb{R}^{L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2}$ деформаційною матрицею розмірності $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$, B_k представляє $L_1 N_1 L_2 N_2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ матрицю розмиття, $D \in (N_1 N_2)^2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ підвибіркова матриця, а $n_k \in \mathbb{R}^{N_1 N_2}$ лексикографічно впорядкованим вектором шуму. Блок діаграма для моделі спостереження наведена на рисунку 1.13 [15].

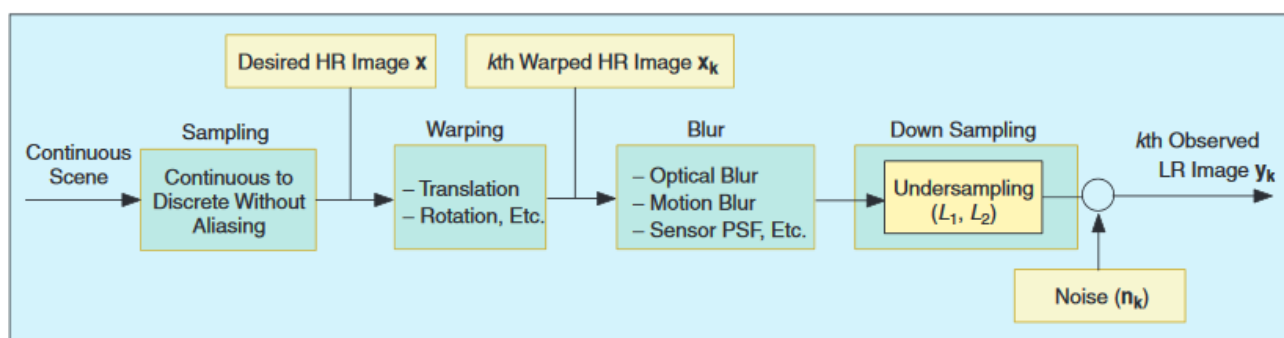


Рисунок 1.13 – Модель спостереження, що пов’язує зображення низької розрізненності з зображеннями високої розрізненності

Давайте розглянемо системну матрицю зазначену в (1.2). Рух, який відбувається під час знімання зображення, представлений матрицею деформації M_k . Вона може містити глобальний або локальний переклад, обертання тощо. Оскільки ця

інформація, як правило, невідома, нам потрібно оцінити рух сцени для кожного кадру з посиланням на один конкретний кадр. Процес деформації, виконаний на зображенні високої розрізненості x , фактично визначається через інтервал пікселів низької розрізненості, коли ми його оцінюємо. Таким чином, цей крок вимагає інтерполяції, коли дробна одиниця руху не дорівнює сітці датчика високої розрізненості. Приклад глобального перекладу показаний на рисунку 1.14. Тут кола представляють оригінальне зображення високої роздільної здатності x , а трикутник і алмаз - це глобально зміщені версії x . Якщо коефіцієнт підвибірки становить два, алмаз має $(0.5, 0.5)$ субпіксельний зсув для горизонтального та вертикального напрямків, а трикутник має зсув, який менший $(0.5, 0.5)$. Як показано на рисунку 1.14 [15], діамант не потребує інтерполяції, але трикутник слід інтерполювати з x , оскільки він не знаходиться на сітці високої розрізненості. Хоча теоретично можна було б використовувати ідеальну інтерполяцію, на практиці у багатьох літературах використовувалися прості методи, такі як проведення нульового порядку або білінійні методи інтерполяції.

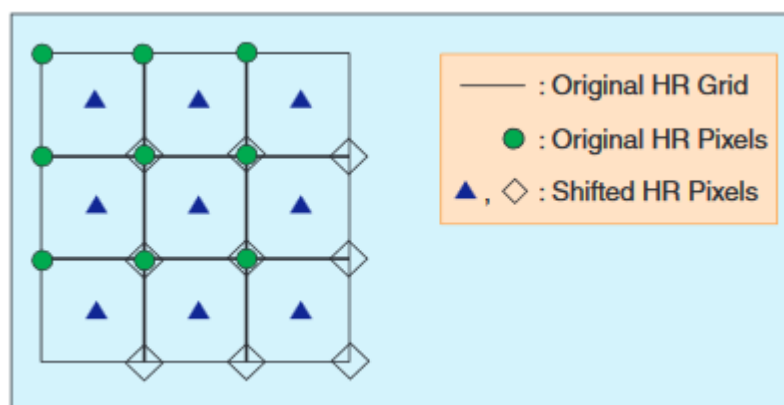


Рисунок 1.14 – Необхідність інтерполяції в сітці сенсору високої роздільної здатності

Розмиття може бути викликане оптичною системою (наприклад, поза зоною фокуса, межами дифракції, аберацією тощо), відносним рухом між системою зображень та оригінальною сценою, а також функцією розподілу точок (PSF) сенсору низької розрізненості. Його можна моделювати як лінійний просторовий інваріант (LSI) або лінійно-просторовий варіант (LSV), а його вплив на зображення високої

розрізненості представляють матрицею B_k . У прикладних програмах для відновлення одного зображення зазвичай розглядається оптичне чи рухливе розмиття. Проте, у відновленні SR зображень, кінцевість фізичного розміру в сенсорах низької розрізненості є важливим фактором розмивання. Функція розподілу точок даного сенсору низької розрізненості зазвичай моделюється як просторовий усереднюючий оператор, як показано на рисунку 1.15 [15]. При використанні SR методів відновлення, припускається, що характеристики розмиття є відомими. Однак, якщо важко отримати таку інформацію, ідентифікація розмитості повинна бути включена в процедуру відновлення.

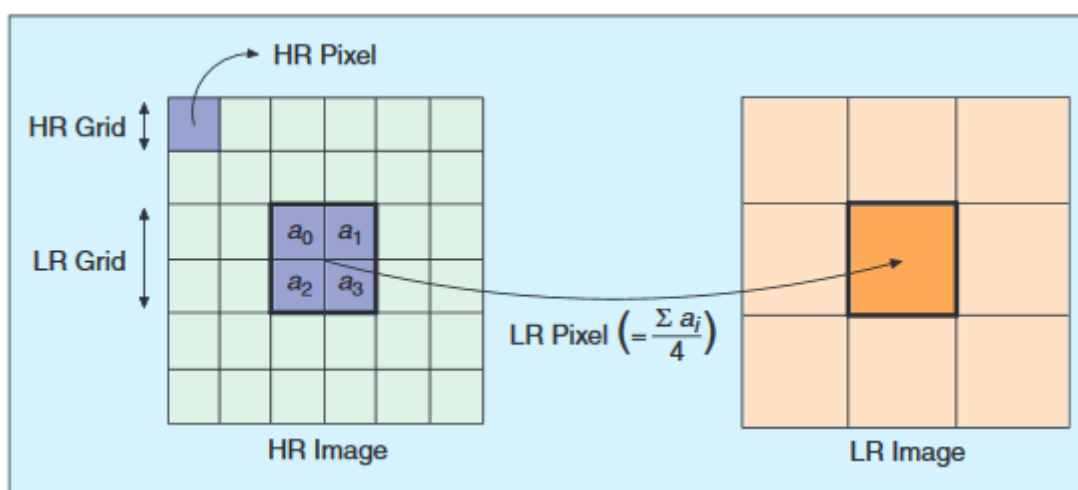


Рисунок 1.15 – Функція розподілу точок сенсору низької розрізненості

Матриця підвибірки D генерує субдискретизовані зображення низької розрізненості з деформованого та розмитого зображення високої розрізненості. Хоча розмір зображень низької розрізненості тут однаковий, в більш загальних випадках ми можемо звертатися до різних розмірів зображень низької розрізненості, використовуючи іншу матрицю підвибірки (наприклад, D_k). Незважаючи на те, що розмиття діє більш-менш як фільтр згладжування, у відновленні SR зображень припускається, що в зображенні низької розрізненості завжди присутнє накладання спектрів.

Дещо інша модель отримання зображення низької розрізненості може бути отримана шляхом дискретизації неперервної деформованої, розмитої сцени [25 - 29]. У цьому випадку модель спостереження повинна включати дрібні пікселі на межі

підтримки розмиття. Незважаючи на те, що є деякі відмінності між цією моделлю та тією, що наведена в (1.2), ці моделі можуть бути об'єднані в простій матрикс-векторній формі, оскільки пікселі низької розрізненності визначаються як зважена сума відповідних пікселів високої розрізненності з адитивним шумом [30]. Тому ми можемо виразити ці моделі без втрати загальності так:

$$y_k = W_k x + n_k, \text{ для } k = 1, \dots, p, \quad (1.3)$$

де матриця W_k розмірності $(N_1 N_2)^2 \times L_1 N_1 L_2 N_2$ представляє, через розмиття, рух та підвибірку, внесок пікселів високої розрізненності з x у пікселі низької розрізненності з y_k . На основі моделі спостереження в (1.3) метою відновлення SR зображення є оцінка зображення високої розрізненності x з зображень низької розрізненності y_k для $k = 1, \dots, p$.

Більшість методів відновлення SR зображень складаються з трьох стадій, ілюстрованих на рисунку 1.16 [15]: реєстрація, інтерполяція та відновлення (тобто зворотна процедура). Ці кроки можуть бути реалізовані окремо або одночасно відповідно до прийнятих методів відновлення. Оцінка інформації про рух називається реєстрацією, і вона широко вивчається в різних областях обробки зображень [31 - 34]. На етапі реєстрації відносні зрушення між зображеннями низької розрізненності в порівнянні з зображенням низької розрізненності, на яке здійснюється посилення, оцінюються з дрібною точністю пікселів. Очевидно, що точна оцінка субпікселів є дуже важливим чинником успіху алгоритму відновлення SR зображення. Оскільки зсуви між зображеннями низької розрізненності є довільними, реєстроване зображення високої розрізненності не завжди відповідатиме рівномірно розподіленій сітці високої розрізненності. Таким чином, неоднорідна інтерполяція необхідна для одержання рівномірно розподіленого зображення високої розрізненності з неоднорідно розташованого композиту зображень низької розрізненності. Нарешті, відновлення зображення застосовується до підвибіркового зображення для видалення розмиття та шуму.

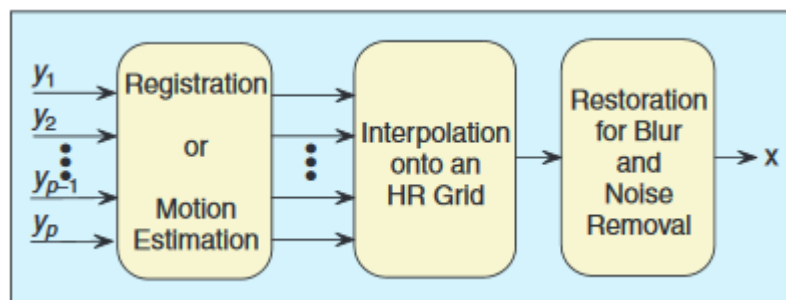


Рисунок 1.16 – Схема SR

Відмінності полягають в тому, який тип методу відновлення застосовується, яка передбачається модель спостережень, в якій конкретній області (просторовий або частотній) застосовується алгоритм, які методи використовуються для отримання зображень низької розрізненості, і так далі.

На основі моделі спостереження (1.3) існуючі SR алгоритми розглядаються в такій послідовності. Спочатку буде наведено неоднорідний інтерполяційний підхід, який забезпечує інтуїтивне розуміння відновлення SR зображення. Потім пояснюється підхід частотної області, який допомагає зрозуміти, як використовувати субдискретизовані зв'язки між зображеннями низької розрізненості. Далі буде наведено детерміністичні та стохастичні підходи регуляризації, проекцію на опуклі множини (POCS), а також інші підходи.

1.9.2 Алгоритми відновлення SR зображень

1.9.2.1 Неоднорідний інтерполяційний підхід

Цей підхід є найбільш інтуїтивним методом відновлення SR зображення. Три етапи, представлені на рисунку 1.16, виконуються послідовно в цьому підході: 1) оцінка відносного руху, тобто реєстрації (якщо інформація про рух не є відома); 2) неоднорідна інтерполяція для отримання зображення з підвищеною розрізненістю; 3) процес видалення розмиття (в залежності від моделі спостереження). Наочний приклад наведено на рисунку 1.17 [15]. З оціненням відносної інформації про рух, отримується зображення високої розрізненості на неоднорідно розташованих точках відбору проб. Потім пряма або повторна процедура відновлення проводиться для одержання рівномірно розподілених точок відбору проб [35 - 38]. Після того, як за

допомогою неоднорідної інтерполяції отримано зображення високої розрізненості, ми звертаємось до задачі відновлення, щоб видалити розмитість та шум. Відновлення може бути виконане шляхом застосування будь-якого способу деконволюції, який враховує наявність шуму.

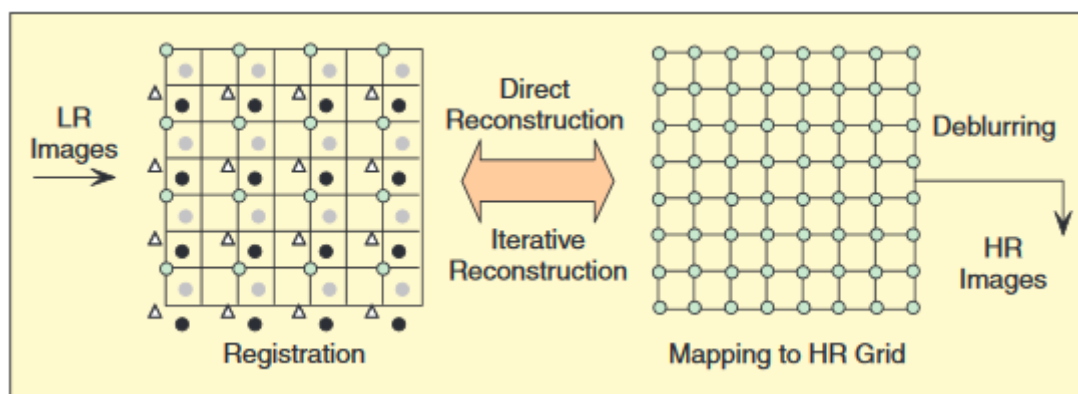


Рисунок 1.17 – Відновлення на основі реєстрації та інтерполяції

Результати відновлення цього підходу наведено на рисунку 1.18. У даній симуляції чотири зображення низької розрізненості створюються коефіцієнтом знищення, встановленим в два, в горизонтальному та вертикальному напрямках з зображення 256×256 високої розрізненості. Тут розглядається лише розмиття сенсора, а до цих зображень низької розрізненості додається 20-дБ гаусового шуму. На рисунку 1.18 частина (a) показує зображення, інтерпольоване методом найближчого сусіда з одного спостереження низької розрізненості, а частина (b) - це зображення, отримане шляхом білінійної інтерполяції; в частині (c) наводиться неоднорідно інтерпольоване зображення з чотирьох образів низької розрізненості, а в частині (d) показано знімок з використанням фільтру відновлення Вінера з частини (c). Як показано на рисунку 1.18, спостерігається суттєве покращення в частинах (c) та (d) при перегляді у порівнянні з частинами (a) та (b).

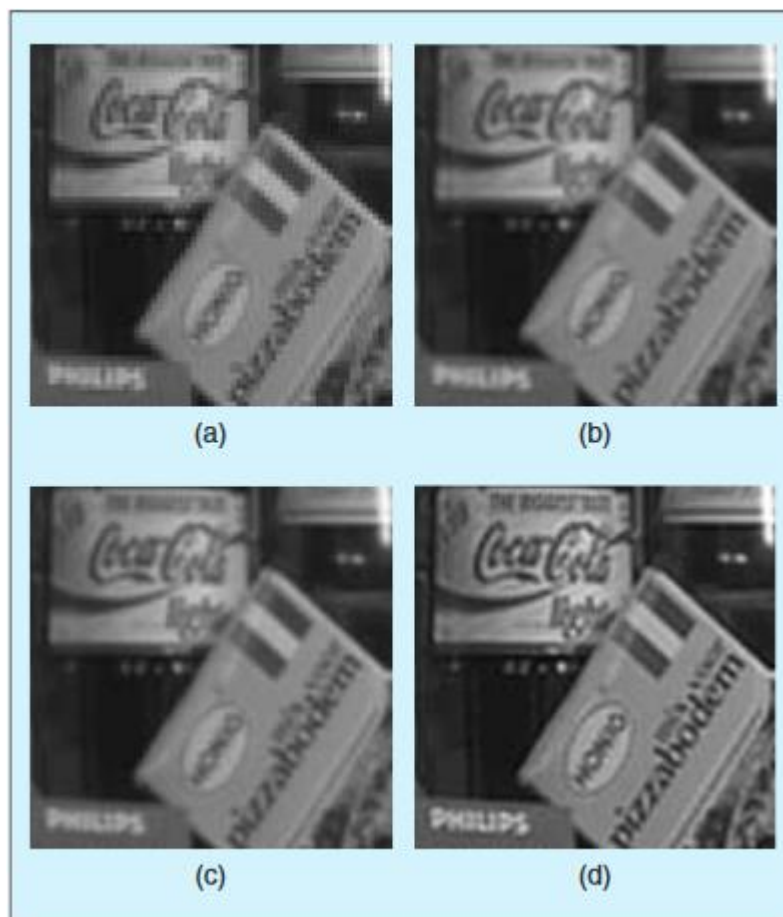


Рисунок 1.18 – Результати неоднорідного інтерполяційного відновлення за (а) інтерполяцією найближчого сусіда, (б) білінійною інтерполяцією, (с) неоднорідною інтерполяцією з використанням чотирьох зображень низької розрізненості, та (д) видалення розмитості частини (с)

Ур і Гросс [39] виконали неоднорідну інтерполяцію набору просторово зміщених зображень низької розрізненості за допомогою узагальненої багатоканальної теореми відбору проб Папуліса [37] та Брауна [38]. Після інтерполяції відбувається процес видалення розмитості, і відносні зрушення вважаються тут точно відомими. Комацу та ін. [16] представили схему отримання зображення підвищеної розрізненості за допомогою застосування алгоритму Лендвейбер [40] над декількома зображеннями, одержуваних одночасно з декількох камер. Вони використовують метод відповідності блоків для вимірювання відносних зрушень. Однак, якщо камери мають однакову діафрагму, воно накладає серйозні обмеження як у їх розташуванні, так і в конфігурації сцени. Ця складність була

подолана за допомогою декількох камер з різними отворами [41]. Харді та інші розробили методику реєстрації інфрачервоних-зображень у реальному часі та SR відновленні [42]. Вони використовували градієнтний алгоритм реєстрації для оцінки переміщень між отриманими фреймами і представили інтерполяційний підхід зваженого найближчого сусіда. Нарешті, фільтрація Вінера застосовується для зменшення ефектів розмиття та шуму, викликаних системою. Шах та Захор запропонували SR алгоритм покращення кольорового відео за допомогою алгоритму Лендвейбера [43]. Вони також враховують неточність алгоритму реєстрації знаходячи сукупність оцінок руху кандидатів замість єдиного вектора руху для кожного пікселя. Для оцінки поля руху вони використовують інформацію як яскравості, так і кольоровості. Нгуєн та Міланфар [44] запропонували ефективний SR алгоритм відновлення на основі вейвлету. Вони експлуатують структуру перемішування сітки вибірки в SR і одержують обчислювально ефективну вейвлет інтерполяцію для міжрядкових двовимірних (2-D) даних.

Перевага неоднорідного інтерполяційного підходу полягає в тому, що він вимагає відносно низького обчислювального навантаження і робить можливим застосування в реальному часі. Проте в цьому підході моделі деградації обмежені (вони застосовуються лише тоді, коли характеристики розмиття та шуму однакові для всіх зображень низької розрізненності). Крім того, оптимальність всього алгоритму відновлення не гарантується, оскільки етап відновлення ігнорує помилки, що виникають на етапі інтерполяції.

1.9.2.2 Підхід частотної області

Підхід частотної області дозволяє явним чином використовувати субдискретизацію, яка існує в кожному зображенні низької розрізненності, для відновлення зображення високої розрізненності. Тсаї та Хуанг [45] спочатку одержали системне рівняння, яке описує зв'язок між зображеннями низької розрізненності та бажаним зображенням високої розрізненності за допомогою відносного руху між зображеннями низької розрізненності. Підхід частотного домену

базується на наступних трьох принципах: 1) зсувні властивості перетворення Фур'є; 2) співвідношення субдискретизації між неперервним перетворенням Фур'є (НПФ) оригінального зображення високої розрізненості та дискретним перетворенням Фур'є (ДПФ) спостережуваних зображень низької розрізненості, 3) і припущення про те, що оригінальне зображення високої розрізненості має обмежений простір. Ці властивості дають змогу сформулювати системне рівняння, що встановлює відношення субдискретизованих коефіцієнтів ДПФ спостережуваних зображень низької розрізненості зі зразком НПФ невідомого зображення. Наприклад, давайте припустимо, що є два 1-D сигнали низької розрізненості, відібрані нижче частоти дискретизації Найквіста. З трьох вищезазначених принципів, субдискретизовані сигнали низької розрізненості можна розкласти на унікальний сигнал високої розрізненості, як показано на рисунку 1.19 [15].

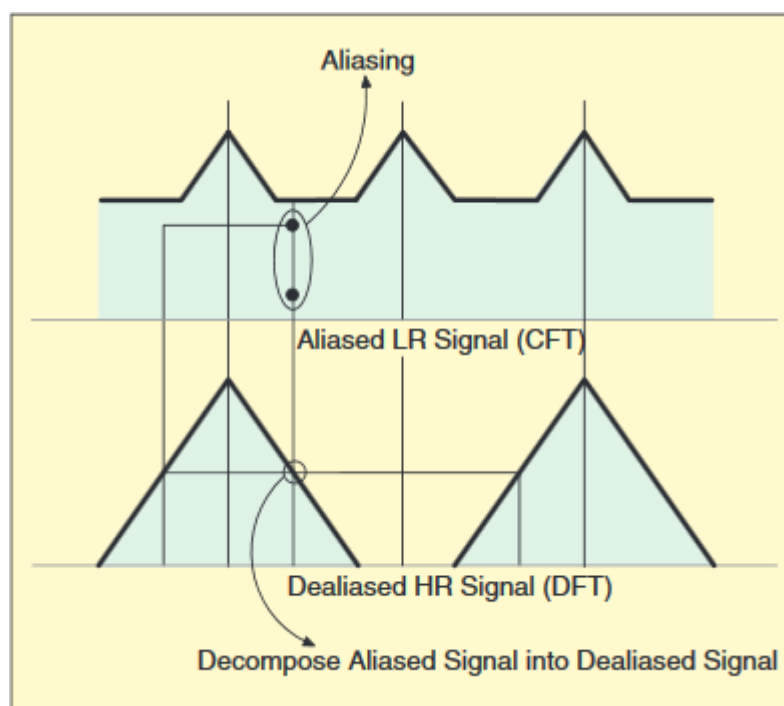


Рисунок 1.19 – Зв'язок субдискретизації між зображеннями низької та високої розрізненості

Нехай $x(t_1, t_2)$ позначає неперервне зображення високої розрізненості і $X(w_1, w_2)$ буде його НПФ. Глобальні переклади, які є єдиним рухом, що розглядаються в підході

частотної області, дають k -й зміщений образ $x_k(t_1, t_2) = x(t_1 + \delta_{k1}, t_2 + \delta_{k2})$, де δ_{k1} та δ_{k2} є довільними, але відомими значеннями, і $k = 1, 2, \dots, p$. За зсувною властивістю НПФ, НПФ зображення, що зсувається $X_k(w_1, w_2)$, може бути записане як

$$X_k(w_1, w_2) = \exp[j2\pi(\delta_{k1}w_1 + \delta_{k2}w_2)]X(w_1, w_2). \quad (1.4)$$

Зображення, що зсувається $x_k(t_1, t_2)$ відбирається з періодом відбору проб T_1 і T_2 для генерування спостережуваного зображення низької розрізненості $y_k[n_1, n_2]$. З зв'язку субдискретизації та припущення про обмежений простір $X(w_1, w_2)$ ($|X(w_1, w_2)| = 0$ для $|w_1| \geq (L_1\pi/T_1), |w_2| \geq (L_2\pi/T_2)$), зв'язок між НПФ зображення високої розрізненості та ДПФ k -го спостережуваного зображення низької розрізненості може бути записано як [46]

$$Y_k[\Omega_1, \Omega_2] = \frac{1}{T_1 T_2} \sum_{n_1=0}^{L_1-1} \sum_{n_2=0}^{L_2-1} X_k \times \left(\frac{2\pi}{T_1} \left(\frac{\Omega_1}{N_1} + n_1 \right), \frac{2\pi}{T_2} \left(\frac{\Omega_2}{N_2} + n_2 \right) \right). \quad (1.5)$$

Використовуючи лексикографічне впорядкування для індексів n_1, n_2 у правій частині та k у лівій частині, матрична векторна форма отримується у вигляді:

$$Y = \Phi X, \quad (1.6)$$

де Y є вектор стовпець розмірності $p \times 1$ з k -тим елементом коефіцієнтів ДПФ $y_k[n_1, n_2]$, X – вектор стовпець розмірності $L_1 L_2 \times 1$ зі зразками невідомої НПФ $x(t_1, t_2)$, а Φ є матрицею розмірності $p \times L_1 L_2$, яка пов'язує ДПФ спостережуваних зображень низької розрізненості зі зразками неперервного зображення високої розрізненості. Тому, для реконструкції бажаного зображення високої розрізненості, нам потрібно визначити Φ та вирішити дану зворотну задачу.

Розширення цього підходу для розмитого та шумного зображення було надано Кімом та ін. [47], і результат сформульовано у вигляді зважених найменших квадратів. У їх підході передбачається, що всі зображення низької розрізненості мають однакове розмиття та однакові характеристики шуму. Цей метод був додатково уточнений Кімом і Су [48], щоб розглянути різні розмиття для кожного зображення низької розрізненості. Тут для подолання непередбаченої проблеми, спричиненої

оператором розмивання прийнята методика регуляризації Тихонова. Боз та співавтори [49] запропонували рекурсивний загальний метод найменших квадратів для SR відновлення, щоб зменшити ефекти реєстраційних помилок (помилки в Φ). Метод на основі дискретного косинусного перетворення (ДКП) був запропонований Рей і Каном [50]. Вони зменшують вимоги до пам'яті та обчислювальні витрати, використовуючи ДКП замість ДФП. Вони також застосовують багатоканальні адаптивні параметри регуляризації, щоб подолати неправильність задачі, такі як невизначені випадки або недостатня кількість інформації про рух.

Теоретична простота є основною перевагою підходу до частотної області. Тобто, зв'язок між зображеннями низької розрізненості та зображенням високої розрізненості чітко проявляється в частотній області. Частотний метод також зручний для паралельної реалізації, здатної зменшити складність апаратного забезпечення. Однак модель спостереження обмежується лише глобальним поступальним рухом і розмиттям лінійно-просторового інваріанту (ЛПІ). Через відсутність кореляції даних у частотній області, також важко застосувати до просторової області апріорні знання для регуляризації.

1.9.2.3 Регуляризований підхід до SR відновлення

Взагалі, підхід до SR відновлення зображень є некоректною задачею через недостатню кількість зображень низької роздільної здатності та некоректноумовних операторів розмиття. Процедури, прийняті для стабілізації інверсії некоректної задачі, називаються регуляризацією. Буде наведено детерміністичні та стохастичні підходи до SR відновлення зображень. Зазвичай вводяться методи обмежених найменших квадратів (ОНК) і максимальної апостеріорності (МАП) для SR відновлення зображень.

1.9.2.3.1 Детерміністичний підхід

З оцінками параметрів реєстрації, модель спостереження в (1.3) може бути повністю визначена. Детерміністичний регуляризований SR-підхід вирішує зворотну задачу в (1.3), використовуючи попередню інформацію про рішення, яке може бути

використане для правильної постановки задачі. Наприклад, ОНК можна сформулювати, вибравши x , щоб мінімізувати Лагранжіан [19]

$$\left[\sum_{k=1}^p \|y_k - W_k x\|^2 + \alpha \|Cx\|^2 \right], \quad (1.7)$$

де оператор C , як правило, є фільтром високих частот, а $\|\cdot\|$ являє собою l_2 -норму. У (1.7) апіорне знання щодо бажаного рішення представлено обмеженням гладкості, припускаючи, що більшість зображень є природньо гладкими з обмеженою високочастотною активністю, і тому доцільно мінімізувати кількість енергії високочастотного пропускання у відновленому зображенні. В (1.7) α являє собою множник Лагранжа, який часто називають параметром регуляризації, який контролює компроміс між точністю до даних (вираженим $\sum_{k=1}^p \|y_k - W_k x\|^2$) та гладкістю рішення (вираженою $\|Cx\|^2$). Більші значення α , як правило, призводять до більш плавного рішення. Це корисно, коли доступна лише невелика кількість зображень низької розрізненості (задача недовизначена) або достовірність спостережуваних даних є низькою через помилку реєстрації та шуму. З іншого боку, якщо доступна велика кількість зображень низької розрізненості і шум невеликий, мале α призведе до гарного рішення. Функціонал вартості в (1.7) є опуклим і диференційованим з використанням квадратичного терму регуляризації. Тому, ми можемо знайти унікальну оцінку зображення \hat{x} , яка мінімізує функціонал вартості в (1.7). Один з найбільш основних детерміністичних ітераційних методів розглядає вирішення

$$\left[\sum_{k=1}^p W_k^T W_k + \alpha C^T C \right] \hat{x} = \sum_{k=1}^p W_k^T y_k, \quad (1.8)$$

і це призводить до наступної ітерації для \hat{x} :

$$\hat{x}^{n+1} = \hat{x}^n + \beta \left[\sum_{k=1}^p W_k^T (y_k - W_k \hat{x}^n) - \alpha C^T C \hat{x}^n \right], \quad (1.9)$$

де β являє собою параметр збіжності і W_k^T містить оператор підвищення дискретизації і оператор типу розмиття та деформації.

Катсагелос та співавтори [51, 52] запропонували багатоканальний регуляризований SR підхід, в якому функціонал регуляризації використовується для обчислення параметра регуляризації без будь-яких попередніх знань на кожному етапі ітерації. Пізніше Канг сформулював узагальнений багатоканальний метод деконволюції, який включав багатоканальний регуляризований SR підхід [53]. Метод SR відновлення, отриманий шляхом мінімізації регуляризованого функціоналу вартості, був запропонований Харді та співавторами [30]. Вони визначають модель спостереження, яка включає знання оптичної системи та масиву детектора (функції розподілу точок датчика). Вони використовували ітераційний градієнтний алгоритм реєстрації і розглядали як методи градієнтного спуску, так і методи оптимізації сполучених градієнтів, щоб мінімізувати функціонал вартості. Боз та співавтори [54] вказали на важливу роль параметра регуляризації та висунули ОНК SR, який генерує оптимальне значення параметра регуляризації, використовуючи метод L-кривої [55].

1.9.2.3.2 Стохастичний підхід

Стохастичне SR відновлення зображення, або Байєсівський підхід, забезпечує гнучкий та зручний спосіб моделювання апіорних знань щодо рішення.

Методи байєсівського оцінювання використовуються, коли можна встановити функцію щільності ймовірності (ФЩЙ) оригінального зображення. МАП оцінка x максимізує апостеріорну функцію щільності ймовірності у відношенні x

$$x = \arg \max P(x|y_1, y_2, \dots, y_p). \quad (1.10)$$

Враховуючи логарифмічну функцію і застосовуючи теорему Байєса до умовної ймовірності, проблема МАП оптимізації може бути виражена як

$$x = \arg \max \{\ln P(y_1, y_2, \dots, y_p|x) + \ln P(x)\}. \quad (1.11)$$

Тут і апіорна модель зображення $P(x)$ і умовна щільність $P(y_1, y_2, \dots, y_p|x)$ будуть визначатися апіорними знаннями щодо зображення високої розрізненності x та статистичної інформації про шум. Оскільки МАП оптимізація в (2.10) включає в себе апіорні обмеження (попередні знання, представлені $P(x)$) по суті, вона ефективно забезпечує регуляризовані (стабільні) оцінки SR. Байєсівська оцінка розрізняє

можливі рішення за допомогою апріорної моделі зображення, а часто застосовуються пріори випадкового поля Маркова (ВПМ), що надає потужний метод попереднього моделювання зображення. Використовуючи пріор ВПМ, $P(x)$ описується через пріор Гіббса, щільність імовірності якого визначається як

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp\{-U(x)\} = \frac{1}{Z} \exp\left\{-\sum_{c \in S} \varphi_c(x)\right\}, \quad (1.12)$$

де Z - це просто нормалізуюча константа, $U(x)$ називається енергетичною функцією, $\varphi_c(x)$ потенційна функція, яка залежить тільки від значень пікселів, розташованих в кліці c , і S визначає набір клік. Визначивши $\varphi_c(x)$ як функцію похідної зображення, $U(x)$ вимірює вартість, викликану нерівностями рішення. Як правило, зображення вважається глобально гладким, яке входить до задачі оцінки через Гаусовий пріор.

Важливою перевагою Байєсівської структури є використання попередньої моделі зображення, що зберігає границі. З Гаусовим пріором, потенційна функція приймає квадратичну форму $\varphi_c(x) = (D^{(n)}x)^2$, де $D^{(n)}$ є різницею n -го порядку. Хоча функція квадратичного потенціалу робить алгоритм лінійним, вона серйозно штрафує високочастотні компоненти. У результаті рішення стає надмірним. Проте, якщо ми моделюємо потенційну функцію, яка меншою мірою покарає велику різницю в x , ми можемо отримати зображення високої розрізненості зі збереженням границь.

Якщо помилка між фреймами вважається незалежною, а шум вважається незалежним ідентично розподіленим (н.і.р) нульовим середнім Гаусовим розподілом, то проблема оптимізації може бути виражена компактніше, як

$$\hat{x} = \arg \min \left[\sum_{k=1}^p \|y - W_k \hat{x}\|^2 + \alpha \sum_{c \in S} \varphi_c(x) \right], \quad (1.13)$$

де α - параметр регуляризації. Нарешті, можна показати, що оцінка, визначена в (1.7), дорівнює МАП оцінці, якщо ми використаємо Гаусовий пріор в (1.13).

Оцінка максимальної правдоподібності (МП) також була застосована до SR відновлення. Оцінка МП - це особливий випадок МАП оцінки без терму пріора.

Внаслідок некоректного характеру зворотних SR проблем, однак, зазвичай використовують МАП оцінку на відміну від МП.

Результати моделювання регуляризованих SR методів наведені на рисунку 1.20. У цих моделюваннях оригінальне зображення магазину 256×256 зміщується на один субпіксельний зсув $\{(0,0), (0,0.5), (0.5,0), (0.5,0.5)\}$ і спотворюється вдвічі в горизонтальному та вертикальному напрямках. Тут розглядається лише розмитість сенсора та додається 20 дБ Гаусівського шуму до цих зображень низької розрізненності. Рисунок 1.20 (a) – зображення інтерпольоване методом найближчого сусіда з одного з зображень низької розрізненності. Результати ОНК SR, використовуючи невеликий параметр регуляризації та великий параметр регуляризації, наведені на рисунках 1.20 (b) та (c), відповідно. Насправді, ці оцінки можна розглядати як такі, що стосуються МАП відновлення з Гаусовим пріором. Рисунок 1.20 (d) показує результат SR з пріором збереження границі Губер-Маркова [56]. Безумовно, найгірше відновлення має інтерполяційний метод найближчого сусіда. Це слабе виконання легко пояснюється незалежною обробкою спостережень низької розрізненності, і це видно на рисунку 1.20 (a). У порівнянні з цим методом результати ОНК SR на рисунку 1.20 (b) та (c) показують суттєві покращення, зберігаючи детальну інформацію. Як бачимо, дані покращення отримуються далі, використовуючи пріор збереження границі, як показано на рисунку 1.20 (d).

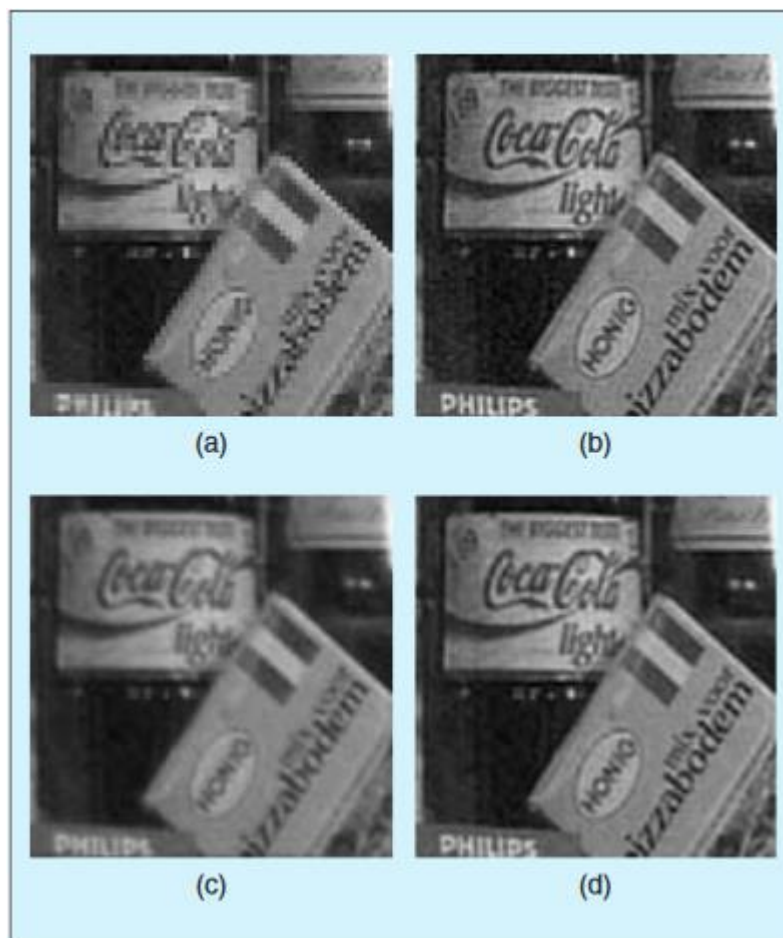


Рисунок 1.20 – Результати регуляризованого SR відновлення за (a) інтерполяційним методом найближчого сусіда, (b) ОНК з малим параметром регуляризації, (c) ОНК з великим параметром регуляризації, і (d) МАП з пріором збереження границі

Том і Кацагелос [57] запропонували задачу оцінювання зображення МП SR для одночасного оцінювання підпиксельних зсувів, шумових дисперсій кожного зображення та самого кадрового зображення. Пропонована задача оцінки МП вирішується алгоритмом очікування-максимізації (ОМ). Відновлення SR за допомогою відеопослідовності низької розрізненості з використанням МАП методу було запропоновано Шульцем і Стівенсоном [56]. Вони запропонували збереження безперервності методу відновлення МАП використовуючи апіорну модель Губер-Маркова Гіббса, що зумовило проблему обмеженої оптимізації з унікальним мінімальним значенням. Вони використовували модифікований ієрархічний алгоритм узгодження блоків для оцінки векторів зміщення субпикселів. Вони також

розглядали незалежний рух об'єктів та неточні оцінки руху, які моделюються Гаусовим шумом. МАП структура для спільної оцінки параметрів реєстрації зображень та зображення високої розрізненності була представлена Харді та співавторами в [58]. Параметри реєстрації, горизонтальні та вертикальні зрушення у цьому випадку ітеративно оновлюються разом із зображенням високої розрізненності у циклічній процедурі оптимізації.

Надійність та гнучкість моделювання характеристик шумів та апіорних знань про рішення є основною перевагою стохастичного SR підходу. Припускаючи, що процес шуму є білим Гаусовим, МАП оцінка з опуклими енергетичними функціями у пріорах забезпечує унікальність рішення. Тому для оцінки зображення високої розрізненності можна використовувати ефективні методи градієнтного спуску. Також можна одночасно оцінити інформацію про рух та кадрове зображення високої розрізненності.

1.9.2.4 Підхід проєкцій на опуклі множини

Метод проєкцій на опуклі множини (ПОМ) описує альтернативний ітераційний підхід до включення попередніх знань про рішення в процес відновлення. За допомогою оцінок параметрів реєстрації цей алгоритм одночасно вирішує задачу відновлення та інтерполяції для оцінки зображення високої розрізненності.

Старком та Оскуї вперше сформулювали відновлення зображення високої розрізненності у вигляді ПОМ [25]. Їх метод був розширений Текалпом, щоб включити спостережний шум [26]. Відповідно до методу ПОМ [29], включення апіорного знання в рішення може бути інтерпретоване як обмеження рішення бути членом замкнутої опуклої множини C_i , яка визначається як сукупність векторів, які задовольняють певній властивості. Якщо набори обмежень мають не порожній перетин, то рішення, яке належить до перетину множини $C_s = \bigcap_{i=1}^m C_i$, яка також є опуклою множиною, можна знайти шляхом чергування проєкцій на ці опуклі множини. Дійсно, будь-яке рішення в наборі перетинів узгоджується з апіорними

обмеженнями, і тому це є реальним рішенням. Метод ПОМ може бути застосований для пошуку вектора, який належить до перетину за рекурсією

$$x^{n+1} = P_m P_{m-1} \dots P_2 P_1 x^n \quad (1.14)$$

де x_0 – довільна відправна точка, а P_i – оператор проекції, який проектує довільний сигнал x на замкнуті, опуклі множини $C_i (i = 1, 2, \dots, m)$. Хоча це може бути не тривіальним завданням, воно загалом набагато простіше, ніж знайти P_s , тобто проектор, який проектує на набір рішень C_s за один крок [25].

Якщо вважати, що інформація про рух є точною, обмеження узгодженості даних, встановлене на основі моделі спостереження в (1.3), відображається для кожного пікселя в межах зображень низької розрізненості $y_k[m_1, m_2]$ [26], [27]:

$$C_D^k[m_1, m_2] = \{x[n_1, n_2] : |r^{(x)}[m_1, m_2]| \leq \delta_k[m_1, m_2]\}, \quad (1.15)$$

де

$$r^{(x)}[m_1, m_2] = y_k[m_1, m_2] - \sum_{n_1, n_2} x[n_1, n_2] W_k[m_1, m_2; n_1, n_2], \quad (1.16)$$

і $\delta_k[m_1, m_2]$ – це межа, що відбиває статистичну впевненість, з якою фактичне зображення є членом множини $C_D^k[m_1, m_2]$. Оскільки межа $\delta_k[m_1, m_2]$ визначається зі статистики процесу шуму, ідеальне рішення є членом множини в межах певної статистичної впевненості. Крім того, рішення ПОМ зможе моделювати процеси білого шуму за простором та часом. Прогноз довільного $x[n_1, n_2]$ на $C_D^k[m_1, m_2]$ можна визначити як [26], [60]

$$x^{(n+1)}[n_1, n_2] = x^{(n)}[n_1, n_2] + \begin{cases} \frac{(r^{(x)}[m_1, m_2] - \delta_k[m_1, m_2]) \cdot W_k[m_1, m_2, n_1, n_2]}{\sum_{p, q} W_k^2[m_1, m_2, p, q]}, & r^{(x)}[m_1, m_2] > \delta_k[m_1, m_2] \\ 0, & |r^{(x)}[m_1, m_2]| \leq \delta_k[m_1, m_2] \\ \frac{(r^{(x)}[n_1, n_2] + \delta_k[n_1, n_2]) \cdot W_k[m_1, m_2, n_1, n_2]}{\sum_{p, q} W_k^2[m_1, m_2, p, q]}, & r^{(x)}[m_1, m_2] < -\delta_k[m_1, m_2] \end{cases} \quad (1.17)$$

Додаткові обмеження, такі як обмеження амплітуди після (1.17), можуть бути використані для покращення результатів [25].

Результати відновлення ПОМ, що використовують обмеження даних та амплітудне обмеження, наведені на рисунку 1.21. У цій симуляції чотири зображення

низької розрізненості створюються коефіцієнтом деформування як у горизонтальному, так і вертикальному напрямках з зображення високої розрізненості розміром 256×256 та додаванням 20 дБ гаусівських шумів. У даній симуляції розглядається тільки сенсорний розмив. На рисунку 1.21 (a) показано білінійно-інтерпольований образ одного з спостережень зображень низької розрізненості, а частини (b) - (d) є результатами реконструкції після 10, 30 та 50 ітерацій. Порівнюючи результат з білінійною інтерполяцією на рисунку 1.21 (a), ми бачимо, що покращення результатів реконструкції зображень високої розрізненості за допомогою ПОМ є беззаперечним.

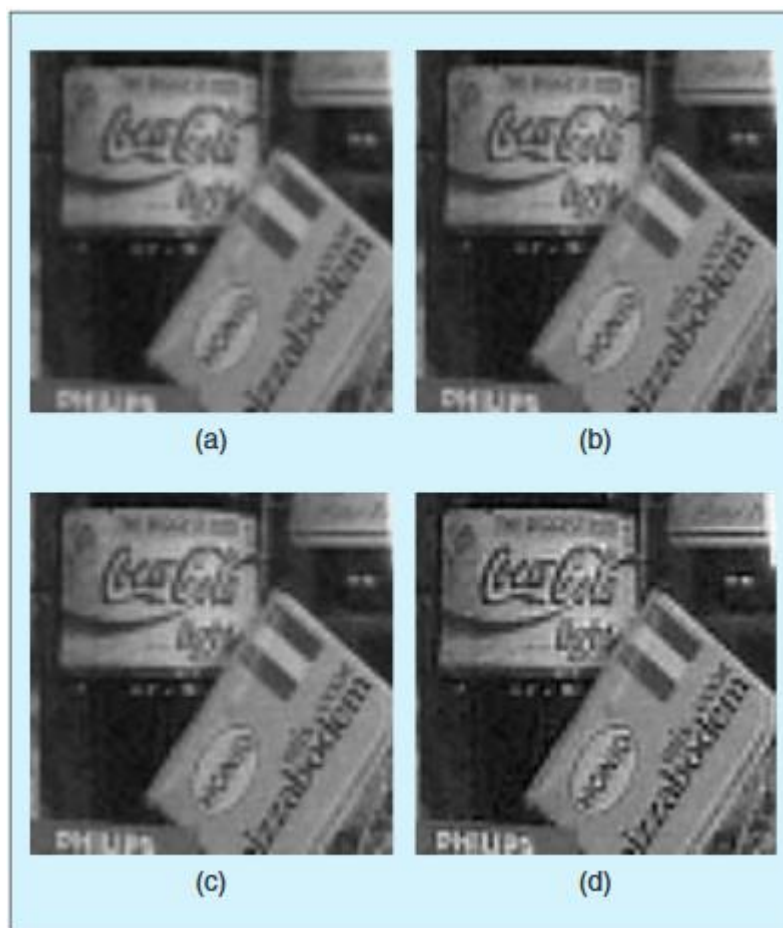


Рисунок 1.21 – ПОМ SR результати (a) за білінійною інтерполяцією та за ПОМ після (b) 10 ітерацій, (c) 30 ітерацій, and (d) 50 ітерацій.

Патті [27] розробив техніку ПОМ SR, щоб розглянути різноманітну розмитість простору, час, що не відрізняється від нуля, діаметр відриву від нуля, кожний індивідуальний елемент датчика, шум сенсора та довільні грати вибірки. Текалп

потім розширив техніку до випадку декількох рухомих об'єктів на місці, ввівши поняття карти дійсності та/або карти сегментації [28]. Карта дійсності забезпечує надійну реконструкцію при наявності помилок реєстрації, а карта сегментації забезпечує об'єктну реконструкцію зображення високої розрізненності. У [29] Патті та Алтанбазаком запропоновано метод відновлення зображення високої розрізненності на основі ПОМ, в якому модернізована модель формування безперервного зображення, що дозволяє використовувати методи інтерполяції більш високого порядку. У цій роботі вони вважають, що безперервна сцена в області високороздільного датчика не є постійною. Вони також змінюють обмеження, що покликані зменшити дзвінкий артефакт поблизу краю. Подібний теоретичний регуляризаційний підхід, подібний до формулювання ПОМ, був досліджений Томом і Кацагелосом [59]. Використовуючи набори еліпсоїдальних обмежень, вони знаходять SR оцінку, яка є центродією граничного еліпсоїда (встановлена перехрестя).

Перевага методу ПОМ полягає в тому, що він простий і використовує потужну модель спостереження просторових доменів. Це також дозволяє зручно включати апріорну інформацію. Ці методи мають недоліки неоднорідності рішення, повільної конвергенції та високої обчислювальної вартості.

1.9.2.5 МП-ПОМ гібридний підхід до відновлення зображень

Метод гібридної реконструкції МП-ПОМ знаходить оцінку SR, мінімізуючи функціональні витрати МП (або МАП), обмежуючи рішення в певних множинах. Більш ранні зусилля для цього формулювання знайдені у роботах Шульца та Стівенсона [56], де здійснюється оптимізація МАП, при цьому також використовується обмеження на основі прогнозів. Тут обмежувальна множина гарантує, що дискретизована версія зображення високої розрізненності відповідає системі відліку послідовності зображень низької розрізненності. Елад і Фейєр [23] запропонували загальний алгоритм реконструкції гібридного зображення SR, яке поєднує в собі переваги стохастичних підходів та підходу ПОМ. Простота МП (або

МАП) та нееліпсоїдних обмежень, що використовуються в ПОМ, використовуються одночасно, визначаючи нову проблему опуклої оптимізації наступним чином:

$$\min \varepsilon^2 = \{[y_k - W_k x]^T R_n^{-1} [y_k - W_k x] + \alpha [Sx]^T V [Sx]\}, \quad (1.18)$$

за умови

$$\{x \in C_k, 1 \leq k \leq M\} \quad (1.19)$$

де R_n - автокореляційна матриця шуму, S - оператор Лапласа, V - вагова матриця для керування силою згладжування на кожному пікселі, а C_k - додаткове обмеження.

Перевага гібридного підходу полягає в тому, що всі апіорні знання ефективно об'єднуються, і це забезпечує єдине оптимальне рішення на відміну від підходу ПОМ.

1.10 Висновок

В даному розділі були розглянуті концепції популярних SR-технологій, а також існуючих SR алгоритмів. Інші проблеми SR-технологій для підвищення їх продуктивності в даний час орієнтовані на SR кольорові алгоритми та їх застосування в реальних системах. Панівною проблемою в кольоровому SR є аналіз характеристик кольорового фільтрового масиву та процедури інтерполяції кольорів та врахування кореляції між кольоровими компонентами в процедурі реконструкції.

SR відновлення зображень є однією з найяскравіших дослідницьких областей, оскільки воно може подолати природні обмеження розрізненості знімальних систем та підвищити продуктивність більшості додатків для обробки цифрових зображень. Зважаючи на обмеження або неможливість традиційних методів підвищення роздільної здатності зображень у відновленні високочастотних компонент, втрачених або деградованих під час процесу вибірки зображень низької розрізненості, необхідно звернутись саме до SR методів відновлення зображень.

2 РЕКОНСТРУКЦІЯ ЗОБРАЖЕННЯ ВИСОКОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ

2.1 Модель відновлення зображення субпіксельної розрізненості

Відновлення зображення підвищеної розрізненості здійснюється над пересемпльованим зображенням в межах перекриття частин вхідних субпіксельно зміщених зображень низької розрізненості. Отже, вхідними даними моделі відновлення є величини субпіксельних зміщень вхідних зображень по обох осях та спільне пересемпльоване зображення, утворене їх черезпіксельним поєднанням.

2.1.1 Проста модель: система рівнянь без похибок

Спостерігається кілька зображень низької розрізненості. За ними потрібно побудувати одне зображення підвищеної розрізненості.

Вважатимемо, що кожен піксел зображення низької розрізненості складається з кількох пікселів зображення підвищеної розрізненості. Інтенсивності зображень низької та підвищеної розрізненості пов'язані рівнянням виду

$$y = \sum_i x_i ,$$

де y – інтенсивність піксела зображення низької розрізненості, x_i – інтенсивності пікселів зображення підвищеної розрізненості.

Густини інтенсивностей зображень низької та підвищеної розрізненості пов'язані рівнянням виду

$$\frac{y}{s} = \sum_i \frac{x_i}{s_i} ,$$

де $s = \sum_i s_i$ – площа піксела зображення низької розрізненості, s_i – площі пікселів зображення підвищеної розрізненості.

В такий спосіб побудуємо систему лінійних рівнянь. Кількість невідомих дорівнює кількості пікселів у зображенні підвищеної розрізненості. Кількість рівнянь дорівнює сумарній кількості пікселів у зображеннях низької розрізненості.

2.1.1.1 Модель

Потрібно знайти відліки високого розрізнення

$$x_{ij}, 1 \leq i \leq n_x + k_x - 1, 1 \leq j \leq n_y + k_y - 1,$$

за спостереженнями відліків низької розрізненості x_{ij}

$$y_{ij} = \sum_{i=i}^{i+k_x-1} \sum_{j=j}^{j+k_y-1} x_{i,j}, \quad i = 1, \dots, n_x, \quad j = 1, \dots, n_y.$$

2.1.1.2 Лінійний випадок

Потрібно знайти відліки пікселів підвищеної розрізненості

$$x_i, 1 \leq i \leq n + k - 1,$$

за спостереженнями $y_j, 1 \leq j \leq n$, які пов'язані з x_i рівняннями

$$y_j = \sum_{i=j}^{j+k-1} x_i, \quad 1 \leq j \leq n. \quad (2.1)$$

Розв'яжемо систему рівнянь (3.1). Це – система n рівнянь з $n + k - 1$ невідомими.

2.1.1.3. Рекурсивне знаходження розв'язку

Спочатку виразимо розв'язок через x_1, \dots, x_{k-1} :

$$\begin{cases} x_i = y_{i-k+1} - \underbrace{x_{i-1} - x_{i-2} - \dots - x_{i-k+1}}_{\substack{k-1 \\ \text{від'ємників}}}, & i = k, k+1, \dots, n-k+1; \\ x_1, \dots, x_{k-1} - & \text{вільні невідомі змінні}. \end{cases}$$

2.1.1.4. Пряма формула для розв'язку

Можна побачити, що

$$\begin{aligned} y_j - y_{j-1} &= x_j + \dots + x_{j+k-2} + x_{j+k-1} - \\ &- x_{j-1} - x_j - \dots - x_{j+k-2} = x_{j+k-1} - x_{j-1} \end{aligned}$$

Розкладемо індекс $I \leq n - k + 1$ у вигляді $I = kt + i$, де t – ціле число та $1 \leq i \leq k$ (тоді $t \geq 1$ при $I \geq k$ та остача від ділення $I - 1$ на k дорівнює $i - 1$). Тоді

$$\begin{aligned}
 x_I = x_{kt+i} &= x_i + \underbrace{(x_{k+i} - x_i) + \dots + (x_{kt+i} - x_{kt-k+i})}_{t \text{ різниць}} = \\
 &= x_i + (y_{i+1} - y_i) + \dots + (y_{kt-k+i+1} - y_{kt-k+i})
 \end{aligned}$$

Отримаємо формулу для розв'язку

$$\begin{cases} x_{kt+i} = x_i + \sum_{\tau=0}^{t-1} (y_{k\tau+i+1} - y_{k\tau+i}), t \geq 0, & 1 \leq i \leq k, \quad k < kt+i \leq n; \\ x_k = y_1 - x_{k-1} - x_{k-2} - \dots - x_1 \end{cases}$$

де x_1, x_2, \dots, x_{k-1} – вільні невідомі змінні.

2.1.1.5. Розв'язок з найменшою вибірковою дисперсією

Серед розв'язків системи рівнянь (2.1) знайдемо розв'язок, для якого вибіркова дисперсія $\frac{1}{n+k-2} \sum_{i=1}^{n+k-1} \left(x_i - \frac{j=1}{n+k-1} \sum_{j=1}^{n+k-1} x_j \right)^2$ найменша. Потрібно знайти розв'язок задачі квадратичного програмування з лінійними обмеженнями типу рівностей:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{n+k-1} \left(x_i - \frac{1}{n+k-1} \sum_{j=1}^{n+k-1} x_j \right)^2 \rightarrow \min \\ \text{при обмеженнях} \quad \sum_{i=j}^{j+k-1} x_i = y_j, \quad 1 \leq j \leq n \end{cases} \quad (2.2)$$

Розв'язок задовольняє умову

$$S_i = \sum_{t=0}^{\lfloor (n+k-1-i)/k \rfloor} \left(x_{kt+i} - \frac{1}{n+k-1} \sum_{j=1}^{n+k-1} x_j \right) \quad i = 1, \dots, k$$

не залежить від i (іншими словами – після центрування вектора x сума елементів, індекси яких мають однакову остачу при діленні на k , не залежить від цієї остачі).

Виразимо розв'язок системи рівнянь (2.1) з найменшою дисперсією через будь-який інший розв'язок. Нехай $x^p = (x_i^p)_{i=1}^{n+k-1}$ – частковий розв'язок рівняння (2.1).

Позначимо $n_i = \left\lfloor \frac{n+2k-1-i}{k} \right\rfloor$ – кількість елементів, індекси яких мають при діленні на

k остачу i (при $i = 1, \dots, k-1$) або остачу 0 (при $i = k$); $S_i^p = \sum_{t=0}^{n_i-1} x_{kt+i}^p$ – сума таких (з такими індексами) елементів вектора x^p .

Тоді елементи розв'язка системи рівнянь (2.1) з найменшою дисперсією

$$x_{kt+i} = x_{kt+i}^p - \frac{S_i^p}{n_i} + \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \frac{S_j^p}{n_i} .$$

Запишемо систему рівнянь у матричному вигляді:

$$T_1 x = y . \quad (2.3)$$

Якщо $n+k-1$ ділиться на k , то сума $\sum_{j=1}^{n+k-1} x_j = k \sum_{i=1}^n y_i$ однакова для всіх розв'язків.

Отже, $S^2 = \frac{1}{n+k-1} \|x\|_2^2 + \text{const}$ – вибіркова дисперсія відрізняється на сталу від квадрату норми, отже, дисперсія розв'язок має найменшу дисперсію тоді і тільки тоді, коли він має найменшу норму. За теоремою Пенроуза (див. [61], теорема III.1.4), цей розв'язок дорівнює $x = \text{pinv}(T_1) y$.

З того, як побудовано розв'язок задачі (2.2), видно, що цей розв'язок має вигляд

$$x = T y ,$$

де T – матриця розміру $(n+k-1) \times n$.

Зауважимо, що в залежності від значень n та k (нуль,) один чи два стовпці в таблиці можуть бути зайвими. Наприклад, якщо n ділиться на k , то нерівність $j^* < j \leq k$ виконуватись не може (бо $j^* = k$), і тому останній стовпець буде зайвим. Якщо $k = 2$ (тоді n парне, бо ми розглядаємо випадок, коли $n+k-1$ не ділиться на k), то змістовними будуть лише стовпці $j = 1$ та $j = j^*$.

2.1.1.6. Перетворення у вікні

Недоліком розв'язку системи рівнянь (2.1) з мінімальною дисперсією є те, що кожен елемент цього розв'язку x залежить від всіх елементів правої частини y .

Запишемо оцінку для x_j , використовуючи лише n' елементів y .

Випадок 1, коли $d = n'+k-1$ непарне. Система рівнянь (2.1) записується в матричному вигляді $T_1 x = y$ – рівняння (2.3), де T_1 – прямокутна розміру $n \times (n+k-1)$ k -діагональна матриця з одиницями на діагоналях.

Розглянемо вікно $x_{j-\frac{n'+k-2}{2}; j+\frac{n'+k-2}{2}}$ масиву x з центральним пік селом x_j . Елементи цього вікна однозначно визначають деякі елементи масиву y :

$$T_1'' x_{j-\frac{n'+k-2}{2}; j+\frac{n'+k-2}{2}} = y_{j-\frac{n'+k-2}{2}; j+\frac{n'-k}{2}},$$

де T_1'' – підматриця розміру $n' \times (n'+k-1)$ матриці T_1 .

Знайдемо розв'язок системи

$$T_1' \tilde{x} = y_{j-\frac{n'+k-2}{2}; j+\frac{n'-k}{2}}$$

з найменшою дисперсією. За оцінку x_j візьмемо центральний елемент вектора

$$\tilde{x} : x_j = \tilde{x}_{\frac{n'+k}{2}}.$$

Так побудована оцінка, взагалі кажучи, не буде розв'язком системи рівнянь (2.1). Більш того, так знаходяться оцінки відліків лише тих пікселів, які знаходяться достатньо далеко від краю (а саме, $x_{\frac{n'+k}{2}; n-\frac{n'-k}{2}}$). (При оцінці значень x_j при $j < \frac{n'+k}{2}$ або при $j > n - \frac{n'-k}{2}$ використовувалось вікно, розташоване впритул до краю зображення).

Випадок 2, коли $d = n'+k-1$ парне. В цьому випадку середина вікна попадає між пікселами.

Асиметричний спосіб. Для оцінки x_j береться вікно $x_{j-\frac{n'+k-3}{2}; j+\frac{n'+k-1}{2}}$. Невідома $x_{j+\frac{n'+k-1}{2}}^{(j+0,5)}$

знаходиться з системи рівнянь

$$T_1' x_{j+\frac{n'+k-1}{2}}^{(j+0,5)} = y_{j-\frac{n'+k-3}{2}; j+\frac{n'-k+1}{2}},$$

та дорівнює

$$x_{j+\frac{n'+k-1}{2}}^{(j+0,5)} = T' = y_{j-\frac{n'+k-3}{2}; j+\frac{n'-k+1}{2}}.$$

За оцінку x_j береться

$$x_{j2} = x_{n'+k-1}^{(j+0,5)}.$$

Асиметричність полягає в наступному. Двом взаємно-симетричним вхідним масивам y та $y_{n+k-1:-1:1}$ відповідають, взагалі кажучи не взаємно-симетричні вихідні масиви.

Симетризований спосіб. За оцінку x_j береться

$$x_j = \frac{x_{\frac{n'+k+1}{2}}^{(j-0,5)} + x_{\frac{n'+k+1}{2}}^{(j+0,5)}}{2}.$$

Для оцінки x_j використовується не n' елементів y , а $n'+1$ елемент масиву y .

2.1.1.7. Перетворення в частотній області

Перетворення “погіршення” в частотній області. Розглянемо рівняння

$$y_j = \sum_{i=j}^{j+k-1} x_i, 1 \leq j \leq n \quad (2.4)$$

Перетворення (ряд) Фур’є масиву x буде

$$\hat{x}(\theta) = \sum_{i=1}^{n+k-1} x_i \exp\{-2\pi i \theta \Delta_{HR} i\},$$

де I – уявна одиниця, Δ_{HR} – розмір пікселя (відстань між центрами пікселів) зображення підвищеної розрізненості.

Дискретне перетворення Фур’є масиву складається зі значень \hat{x} в точках θ , кратних $((n+k-1)\Delta_{HR})^{-1}$:

$$\hat{x}_{DFT} = \left(\hat{x}(0), \hat{x}\left(\frac{1}{(n+k-1)\Delta_{HR}}\right), \dots, \hat{x}\left(\frac{n+k-2}{(n+k-1)\Delta_{HR}}\right) \right).$$

Запишемо перетворення Фур’є для масиву y . Для того, щоб уникнути уявних значень, компенсуємо зсув на $\frac{k-1}{2}$ пікселя:

$$\hat{y}(\theta) = \sum_{j=1}^n y_j \exp\left\{-2\pi i \theta \Delta_{HR} \left(j + \frac{k-1}{2}\right)\right\}.$$

Формула (2.4) нагадує дискретну згортку двох масивів. Справжня дискретна згортка двох масивів

$$y_{ex} = x * \underbrace{(1, 1, \dots, 1)}_k = (y_{2-k}, \dots, y_1, y_2, \dots, y_n, \dots, y_{n+k-1})$$

$$\text{де } y_j = \sum_{i=\max(1,j)}^{\min(j,n)+k-1} x_i, \quad 2-k \leq j \leq n+k-1.$$

Перетворення в області Фур'є

$$\hat{y}_{ex}(\theta) = \hat{x}(\theta) \hat{\phi}(\theta),$$

$$\text{де } \hat{y}_{ex}(\theta) = \sum_{j=2-k}^{n+k-1} y_j \exp\left\{-2\pi i \theta \Delta_{HR} \left(j + \frac{k+1}{2}\right)\right\}, \quad \hat{\phi}(\theta) = \sum_{j=1}^k \exp\left\{-2\pi i \theta \Delta_{HR} \left(j - \frac{k-1}{2}\right)\right\} =$$

$$\sum_{j=1}^k \cos\left(2\pi \theta \Delta_{HR} \left(j - \frac{k+1}{2}\right)\right) - \text{перетворення Фур'є вектора } (1, 1, \dots, 1).$$

На рисунку 2.1 показано графік $\hat{\phi}(\theta)$ при $k=2$ та графік $\frac{1}{k} \hat{\phi}(\theta)$ при $k=2, 3, 4$.

Одиниця вимірювання θ дорівнює $\Delta_{LR}^{-1} = \frac{1}{k \Delta_{HR}}$.

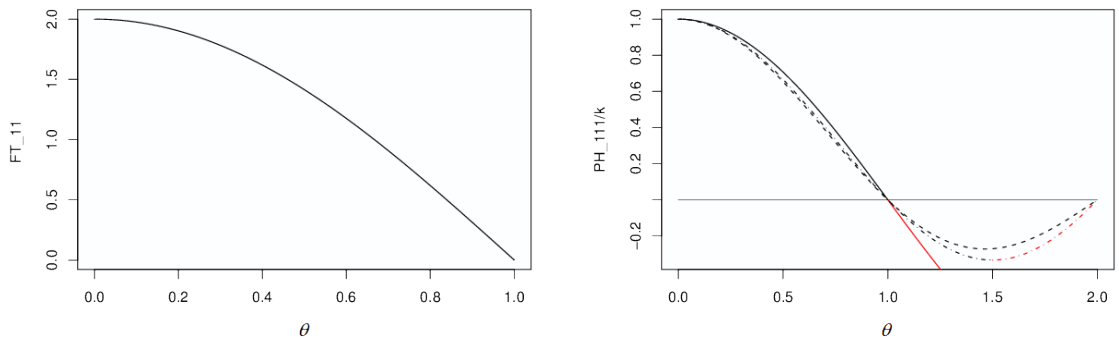


Рисунок 2.1 – Графіки ФПМ (при $k=2$) та ФПК (при $k=2, 3, 4$)

перетворення – пониження частоти дискретизації в k разів

Здавалось би, можна оцінити $\hat{x}(\theta)$ як $\hat{y}(\theta)/\hat{\phi}(\theta)$ (і потім зробити обернене перетворення Фур'є). Проте, безпосередньо цього зробити не можна, бо $\hat{\phi}(\Delta_{HF}^{-1}) = 0$.

2.1.1.8. Рекурсивне знаходження розв'язку

Виразимо розв'язок через x_{ij} для індексів $i < n_x$ або $j < n_y$.

$$x_{ij} = y_{i-k_x+1, j-k_y+1} - \sum_{\hat{z}=i-k_x+1}^{i-1} \sum_{J=j-k_y+1}^{j-1} x_{\hat{z}J} - \sum_{\hat{z}=i-k_x+1}^{i-1} x_{\hat{z}j} - \sum_{\hat{z}=i-k_z+1}^{i-1} x_{iJ} \quad (2.5)$$

для $k_x \leq i \leq n_x + k_x - 1$, $k_y \leq j \leq n_y + k_y - 1$.

2.1.1.9. Пряма формула для знаходження розв'язку

Можна перевірити, що

$$y_{i+1} - y_{i+1} - y_i + y_i = x_{i+k_x} - x_{i+k_x} - x_i - x_i.$$

Отримаємо формулу

$$x_{i+t_x k_x} = y_{i+t_x k_x} + x_i - x_i + \sum_{\tau_x=0}^{t_x-1} \sum_{\tau_y=0}^{t_y-1} \left(y_{j+\tau_x k_x+1} - y_{j+\tau_x k_x+1} - y_{j+\tau_y k_y+1} + y_{j+\tau_y k_y+1} \right)$$

При $i = k_x$ потрібно знати $x_{k_x, j+t_y k_y}$ та $x_{k_x, j}$.

$$y_{1,j} = \sum_{J=j}^{j+k_y-1} \left(\sum_{i=1}^{k_x} x_{iJ} \right)$$

Різниця $x_{k_x, j+t_y k_y} - x_{k_x, j}$ знаходиться з системи рівнянь

$$\sum_{i=1}^{k_x} x_{i, j+t_y k_y} - \sum_{i=1}^{k_x} x_{i, j} = \sum_{\tau_y=0}^{t_y-1} (y_{1, i+\tau_y+1} - y_{1, j+\tau_y})$$

У випадку $j = k_y$ різниця $x_{i+t_x k_x, k_y} - x_{i, k_y}$ знаходиться аналогічно. Значення x_{k_x, k_y} , потрібне у випадку $i = k_x$, $j = k_y$, знаходиться за формулою (2.5).

2.1.1.10. Матрична форма запису рівняння

Систему рівнянь можна записати у вигляді

$$T_1 X T_2 = Y, \quad (2.6)$$

де X – невідома матриця розміру $(n_x + k_x - 1) \times (n_y + k_y - 1)$, Y – спостережувана матриця розміру $n_x \times n_y$, T_1 – k_x -діагональна матриця розміру $n_x \times (n_x + k_x - 1)$ з одиницями на діагоналях, T_2 – k_y -діагональна матриця розміру $(n_y + k_y - 1) \times n_y$ з одиницями на діагоналях.

2.1.1.11. Фундаментальна система розв'язків

Систему твірних розв'язків однорідного рівняння $T_1 X T_2 = 0$ отримуємо таким чином. Для кожного рядка у вибраний рядок матриці X підставимо розв'язки – елементи ФСР рівняння $x T_2 = 0$, решту рядків заповнимо нулями. Для кожного стовпця матриці X підставимо елементи ФСР рівняння $T_1 x = 0$, решту стовпців заповнимо нулями.

Якщо $n_x + k_x - 1$ ділиться на k_x , а $n_y + k_y - 1$ ділиться на k_y , то розв'язок системи рівнянь (2.6) з найменшою вибірковою дисперсією елементів матриці дорівнює

$$\begin{aligned} X &= T_3 Y T_4, \\ T_3 &= \text{pinv}(T_1), \\ T_4 &= \text{pinv}(T_2). \end{aligned}$$

2.1.2. Модель з похибкою. Гауссівська регуляризація

На жаль в реальних зображеннях, що отримуються матричними знімальними камерами, завжди присутні шуми [62], що може призвести і призводить до похибок відновлення зображень підвищеної розрізненості. Отже, у моделі, що планується реально застосовуватися, мають враховуватися ці похибки.

2.1.2.1. Розв'язок системи лінійних рівнянь з апіорними припущеннями про значення невідомих

Сформуємо систему рівнянь – лінійну регресію виду

$$Ax = y + e,$$

де x – невідомий параметр, p -вимірний вектор, A – відома матриця розміру $n \times p$ (матриця плану), y – n -вимірний вектор спостережень, e – вектор похибок в рівняннях.

Припустимо, що вектор e має відомий n -вимірний нормальний розподіл $e \sim N(0, \Sigma_e)$ з середнім 0 та коваріаційною матрицею Σ_e . Припустимо також, що відомий апіорний розподіл параметра x : параметр має p -вимірний нормальний

розподіл $x \sim N(\mu_x, \Sigma_x)$ та незалежний вектора від e . Тоді апостеріорний розподіл x також нормальний, $x | y \sim N\left(x_{GB}, \hat{\Sigma}_{x|y}\right)$, де

$$\hat{x}_{GB} = \Sigma_x A^T (A \Sigma_x A^T + \Sigma_e)^{-1} (y - A^T \mu_x) + \mu_x, \quad (2.7)$$

$$\hat{\Sigma}_{x|y} = \Sigma_x - \Sigma_x A^T (A \Sigma_x A^T + \Sigma_e)^{-1} A \Sigma_x.$$

Припущення можливо досить сильно послабити. Нехай вектори e та x некорельовані, $Ee = 0$, $Eee^T = \Sigma_e$ (вектор e має нульове математичне сподівання та коваріаційну матрицю Σ_e , але не обов'язково нормальний розподіл), $Ex = \mu_x$, $E(x - \mu_x)(x - \mu_x)^T = \Sigma_x$ (вектор x має математичне сподівання μ_x та коваріаційну матрицю Σ_x , але не обов'язково нормальний розподіл).

Розглянемо клас оцінок параметра x , які лінійно залежать від y :

$$\hat{x} = L_y + x_0, \quad (2.8)$$

де матриця L та вектор x_0 можуть залежати від A та від параметрів розподілів x та e .

Тоді \hat{x}_{GB} – оцінка параметра x , яка має найменшу матрицю $E\left(\hat{x} - x\right)\left(\hat{x} - x\right)^T$ серед оцінок. Для цієї оцінки

$$E\left(\hat{x}_{GB} - x\right)\left(\hat{x}_{GB} - x\right)^T = \Sigma_x - \Sigma_x A^T (A \Sigma_x A^T + \Sigma_e)^{-1} A \Sigma_x.$$

Це твердження наведене в книзі [63, §4а.11] з дещо іншими позначеннями.

Тут не накладається вимог на співвідношення між кількістю параметрів p та кількістю рівнянь n . Система лінійних рівнянь може бути як перевизначеною ($p < n$), так і недовизначеною ($p > n$).

2.1.2.2. Модель спостереження

Одне зображення спостерігається двічі. Друге спостережене зображення посунуте відносно першого на субпіксельну відстань – Δx піксела по одній

координаті та Δy піксела по другій координаті, $0 < \Delta x < 1$ та $0 < \Delta y < 1$ ($\Delta x \approx 0,5$ та $\Delta y \approx 0,5$), що наведено на рисунку 2.2.

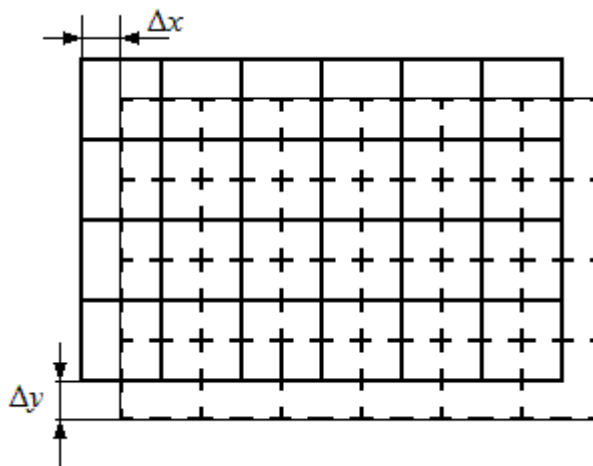


Рисунок 2.2 – Схема отримання субпіксельно зміщених зображень

Заради спрощення позначень, будемо вважати що зображення підвищеної розрізненості квадратне та має непарний розмір $(2m+1) \times (2m+1)$ (на рисунку зображення прямокутне та має розмір 13×9). Зображення низької розрізненості мають розмір $n \times n$.

2.1.2.3. Матриці A , Σ_x , Σ_e

Впорядкуємо елементи зображення підвищеної розрізненості x в один довгий масив з $(2n+1)^2$ елементів. Елемент $x_{i,j}$ буде $i+(2n+1)(j-1)$ -м елементом цього масиву. Також впорядкуємо елементи двох зображень y^1 та y^2 в один довгий масив з $2n^2$ елементів. Елемент $y_{i,j}^k$ буде $i+(j-1)n+(k-1)n^2$ -м елементом цього масиву.

Також будемо використовувати такі кратні індекси для позначення елементів матриць. Наприклад $A_{i1,j2;i2,j2}^{k1}$ буде позначати елемент матриці A , який стоїть на перетині $i1+(j1-1)n+(k1-1)n^2$ -го рядка та $i2+(2n+1)(j2-1)$ -го стовпця.

Матриця A – це матриця лінійного оператора, що перетворює зображення підвищеної розрізненості x на два зображення низької розрізненості y^1 та y^2 . Розмір цієї матриці $2n^2 \times (2n+1)^2$.

Матриця Σ_x – симетрична матриця розміру $(2n+1)^2 \times (2n+1)^2$. Її елементи

$$\Sigma_{xi,j;i+h1,j+h2} = \gamma_x(h1,h2)$$

для всіх індексів, що мають зміст $(i, j, i+h, i+h2 = \overline{1, 2n+1})$. Тут $\gamma_x(h1,h2)$ – автоковаріаційна функція стаціонарного випадкового поля, яким моделюється зображення x .

Матриця Σ_e – симетрична матриця розміру $2n^2 \times 2n^2$. Її елементи

$$\Sigma_{ei,j;i+h,j+h}^{k \ k} = \gamma_e(h1,h2)$$

для всіх індексів, що мають зміст $(i, j, i+h1, i+h2 = \overline{1, n})$. Тут $\gamma_e(h1,h2)$ – автоковаріаційна функція стаціонарного випадкового поля, яким моделюються похибки спостереження зображення низької розрізненості. При $k1 \neq k2$

$$\Sigma_{ei1,j1;i2,j2}^{1 \ 2} = 0;$$

$$\Sigma_{ei1,j1;i2,j2}^{21 \ 1} = 0;$$

де $i1, i2, j1, j2 = 1, 2, \dots, n$. Це значить, що похибки в різних зображеннях вважаються некорельованими (незалежними).

2.1.2.4. Перетворення у вікні

Нехай зображення підвищеної розрізненості має розмір $M_x \times M_y$. Оцінимо інтенсивність (i, j) -го пікселя цього зображення, припускаючи, що цей піксель знаходиться далеко від краю зображення (точніше $n < i \leq M_x - n$ та $n < j \leq M_y - n$).

Виділимо вікно у зображенні високої розрізненості $X_{i-n:i+n, j-n:j+n}$. Оцінимо інтенсивності всіх пікселів у цьому вікні за формулою (2.7). Оцінку яскравості центрального пікселя вікна використаємо як оцінку $x_{i,j}$.

Зауважимо, що взаємне розташування вікон двох зображень y^1 та y^2 низької розрізненості залежить від парності i та j . Якщо числа $i-n$ та $j-n$ непарні, то вікна у зображеннях низької розрізненості мають відповідні координати $\frac{i-n+1}{2} : \frac{i+n-1}{2}$ і $\frac{j-n+1}{2} : \frac{j+n-1}{2}$ та зсунуті друге відносно першого на $(\Delta x, \Delta y)$. Якщо число $j-n$ парне,

то другі координати вікна у зображенні y^1 дорівнюють $\frac{j-n+2}{2} : \frac{j+n}{2}$, а у зображенні y^2 дорівнюють $\frac{j-n}{2} : \frac{j+n-2}{2}$. Вікно у y^2 зсунуте відносно вікна у y^1 на $-(1-\Delta y)$ по осі y .

Перетворення у вікні зводиться до згортки. Шаблони, з якими проводиться згортка, відрізняються в залежності від парності i та j . Ці шаблони залежать від $\Delta x, \Delta y$, та матриць Σ_x, Σ_e . Якщо $\Delta x = \Delta y = 0,5$, то шаблони для різних випадків парності i та j можна перетворити один в іншого за допомогою симетрії.

2.1.2.5. Подальші покращення

При обчисленні матриці Σ_x можна:

- враховувати залежність дисперсії від розміру пікселя;
- кластеризувати зображення, потім використовувати різні автоковаріаційних функцій для різних кластерів. З метою підкреслення меж вважати різні кластери некорельованими.

При обчисленні матриці Σ_e можна враховувати залежність від x , тобто розглянути гетероскедастичну модель.

2.2 Модель розрахунку субпіксельного зсуву

Нехай X – матриця першого зображення низької роздільної здатності розмірності $m \times n$, а Y – матриця другого зображення низької роздільної здатності розмірності $m \times n$, де x_{ij} та y_{ij} значення пікселя в i -му рядку та j -му стовпцю матриці X та Y відповідно.

Означимо необхідні матриці розмірностей $(m-2) \times (n-2)$: D – матриця зсуву по рядкам, E – матриця зсуву по стовпцям та F – матриця різниць інтенсивностей оцінюваного пікселя. Вони мають наступний вигляд:

$$d_{ij} = x_{lk} + y_{lk} - x_{(l-2)k} - y_{(l-2)k},$$

$$e_{ij} = x_{(l-1)(k+1)} + y_{(l-1)(k+1)} - x_{(l-1)(k-1)} - y_{(l-1)(k-1)},$$

$$f_{ij} = y_{(l-1)k} - x_{(l-1)k},$$

$$i = \overline{1, m-2}, \quad j = \overline{1, n-2}, \quad l = \overline{3, m}, \quad k = \overline{2, n-1},$$

Тоді субпіксельний зсув можна розрахувати як $AC = B$, де A розмірності 3×3 має вигляд:

$$A = \begin{bmatrix} (D \circ D)_{\text{середнє}} & (D \circ E)_{\text{середнє}} & D_{\text{середнє}} \\ (D \circ E)_{\text{середнє}} & (E \circ E)_{\text{середнє}} & E_{\text{середнє}} \\ D_{\text{середнє}} & E_{\text{середнє}} & 1 \end{bmatrix},$$

де $X \circ Y$ – добуток Адамара, а $X_{\text{середнє}}$ – середнє арифметичне матриці X .

А матриця B розмірності 3×1 має вигляд:

$$B = \begin{bmatrix} (F \circ D)_{\text{середнє}} \\ (F \circ E)_{\text{середнє}} \\ F_{\text{середнє}} \end{bmatrix}.$$

Тоді шукані значення можна знайти з матриці $C = \begin{bmatrix} u \\ v \\ z \end{bmatrix}$, де u – субпіксельний зсув

по вертикалі, а v – субпіксельний зсув по горизонталі.

3 АЛГОРИТМ РЕКОНСТРУКЦІІ ЗОБРАЖЕННЯ ВИСОКОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ

3.1 Алгоритм та демонстраційна програма субпіксельного оброблення зображень, отриманих за допомогою матричної знімальної камери

Для відновлення зображення підвищеної розрізненості матричної знімальної камери із субпіксельним зміщенням двох кадрів доцільно застосовувати Гаусівську регуляризацию (2.7) і (2.8) з перетворенням у вікні. Для оцінки наближення автоковаріаційної матриці цільового зображення можна застосовувати пересемпльоване зображення, а для оцінки автоковаріаційної матриці похибок потрібне спеціально сформоване шумове зображення. Також для забезпечення точності відновлення необхідне враховувати значення субпіксельного зсуву по осях між вхідними зображенням. З урахуванням викладеного, загальну схему алгоритму субпіксельного оброблення зображень подано на рисунку 3.1.

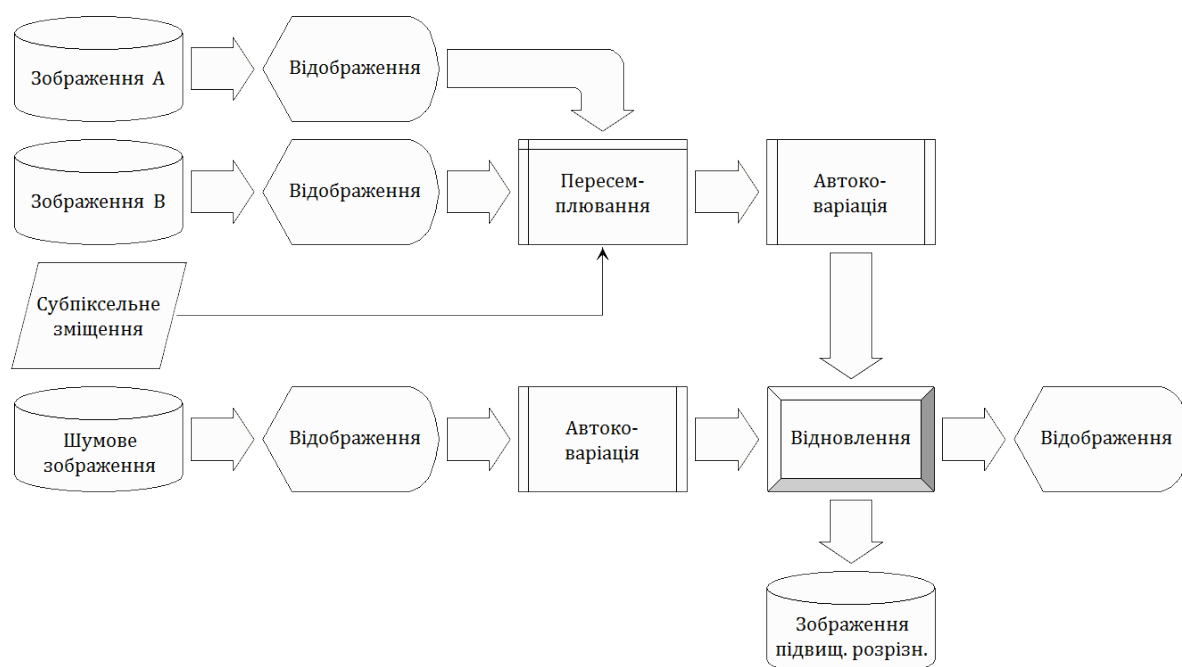


Рисунок 3.1 – Схема алгоритму субпіксельного оброблення зображень, отриманих за допомогою матричної знімальної камери

В результаті субпіксельного оброблення одержується зображення підвищеної просторової розрізненості (формально – вдвічі), яке відображається на дисплеї для візуального контролю та зберігається в цифровій формі. До речі, оскільки результати відновлення в загальному випадку подаються в числах з плаваючою комою, в алгоритмі та програмі субпіксельного оброблення має бути передбачено збереження як зображень в дійсних числах, так і процедура масштабування для перетворення на байтовий формат.

3.1.1. Алгоритм обробки зображень

Математично створення зображення підвищеної розрізненості за двома зображеннями низької розрізненості складається з таких етапів:

- обчислення статистик другого порядку;
- регуляризоване обернення оператора;
- застосування регуляризованого оберненого оператора.

Розглянемо ці етапи докладніше.

3.1.1.1. Обчислення статистик другого порядку

Проводиться оцінка середнього значення та автоковаріаційної функції $\gamma(h_1, h_2)$, $|h_1| < n$, $|h_2| < n$ для вхідних зображень. Тут n позначає розмір вікна для перетворення.

3.1.1.2. Регуляризоване обернення оператора

Матриця регуляризованого оберненого оператора обчислюється за формулою

$$B = \Sigma_x A^T (A \Sigma_x A^T + \Sigma_e)^{-1}.$$

Зауважимо, що нам знадобляться чотири різних оператори. Те, який саме з чотирьох операторів використовується, залежить від парності координат положення вікна.

3.1.1.3. Застосування регуляризованого оберненого оператора

Значення пікселів у вікні відновлюються за формулою

$$x = B(y - \mu_x) + \mu_x$$

де x – відновлене зображення підвищеної розрізненості (x – це вектор, що складається з інтенсивностей усіх пікселів у вікні), y – розгорнуті в один вектор пікселі у відповідних вікнах двох зображень низької розрізненості, μ_x – середній рівень інтенсивності зображення.

Якщо вікно не торкається границі зображення, то використовується лише центральний відновлений піксел вікна. Нагадаємо ще раз, що в залежності від парності координат положення вікна (тобто від парності координат кутніх пікселів вікна) використовується один з чотирьох регуляризованих обернених операторів B .

Для пікселів, далеких між межі зображення, відновлення зводиться до згортки.

3.1.2. Програмне забезпечення субпіксельної обробки зображень

Описані алгоритми субпіксельної обробки зображень реалізовано у формі програмного продукту Arsenal-M, написаного в середовищі Visual Basic 6 [64]. Як вхідні дані, залучаються числові значення яскравості трьох зображень низької розрізненості (першого, другого та шуму) у вигляді прямокутних масивів цілих чисел. Кінцеві результати виконання повного розрахункового циклу програми Arsenal-M виводяться і зберігаються у графічному (формат BMP) та числовому представленні (формати ASCII та однобайтовий бінарний) вихідного відновленого зображення підвищеної розрізненості у відповідності з алгоритмами субпіксельної обробки.

Архітектурна будова програми передбачає багатовіконний (MDI) інтерфейс, батьківське вікно формується головним модулем, до складу якого входять головне та контекстне меню, панель управління та робоча область. В процесі роботи програми в робочій області головного модуля з'являються дочірні (вкладені) вікна, що відображають вхідні дані та допоміжну інформацію, а в меню добавляються нові пункти, які відповідають командам того чи іншого підлеглого модуля. Крім дочірніх модулів, до складу інтерфейсу програми входять модальне стартове вікно та модальний модуль установки (рисунок 3.2).

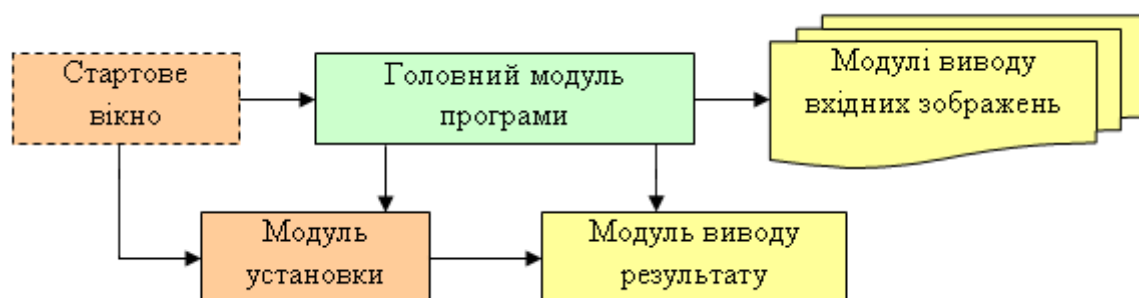


Рисунок 3.2 – Архітектура програми Arsenal-M

3.1.2.1. Вхідні дані та початкові розрахункові параметри

У програмі використовуються такі вхідні дані та розрахункові параметри:

1. Числові масиви яскравості розрахункових зображень у бінарному файловому форматі *.BIN, що відповідають плоскому байтовому формату програмного пакета візуалізації та обробки даних дистанційного зондування ENVI [65].

2. Значення величини субпіксельного зміщення другого зображення відносно першого по координатам X та Y .

3. Розмір та місцезположення центру розрахункового вікна.

Вибір розташування вхідних зображень та визначення початкових розрахункових параметрів алгоритму здійснюється у модулі установки. При цьому створюється внутрішній текстовий файл проекту вирішення задачі підвищення якості зображення (формат *.PRJ), структура якого наведена в таблиці 3.1. Наявність вказаного файлу дозволяє проведення багатократного повтору вирішення задачі при різних установочних параметрах, зокрема – при різних розмірах розрахункового вікна, що значно полегшує дії користувача у випадку проведення тих чи інших досліджень по роботі та майбутньому удосконаленню розрахункового алгоритму.

Таблиця 3.1 – Структура файлу проекту

Запис	Вміст запису файлу
1	Ім'я файлу проекту
2	Контрольний текстовий рядок "ARSENAL_2013"
3	Рядок будь-яких символів

Продовження таблиці 3.1 – Структура файлу проекту

Запис	Вміст запису файлу
4	Ознака наявності зображення А (0 або 1)
5	Розташування текстового файлу заголовка *.HDR зображення А
6	Розташування бінарного файлу *.BIN зображення А
7	Число рядків, стовпців, діапазонів, довжина запису, мінімальне та максимальне значення яскравості зображення А
8	Ознака наявності зображення В (0 або 1)
9	Розташування текстового файлу заголовка *.HDR зображення В
10	Розташування бінарного файлу *.BIN зображення В
11	Число рядків, стовпців, діапазонів, довжина запису, мінімальне та максимальне значення яскравості зображення В
12	Ознака наявності зображення шуму (0 або 1)
13	Розташування текстового файлу заголовка *.HDR зображення шуму
14	Розташування бінарного файлу *.BIN зображення шуму
15	Число рядків, стовпців, діапазонів, довжина запису, мінімальне та максимальне значення яскравості зображення шуму
16	Зміщення зображення В відносно зображення А по координаті X, пікселів
17	Зміщення зображення В відносно зображення А по координаті Y, пікселів
18	Розмір розрахункового вікна L , пікселів
19	Координати пересічення (X_1, Y_1) та (X_2, Y_2) зображення А
20	Координати пересічення (X_1, Y_1) та (X_2, Y_2) зображення В
21	Координати пересічення (X_1, Y_1) та (X_2, Y_2) зображення шуму
22	Рядок “Автоковаріаційна матриця зображення А”
23	Елементи автоковаріаційної матриці зображення А (всього $L \times L$ записів)
24	Рядок “Автоковаріаційна матриця зображення В”
25	Елементи автоковаріаційної матриці зображення В (всього $L \times L$ записів)
26	Строка “Автоковаріаційна матриця зображення шуму”
27	Елементи автоковаріаційної матриці зображення шуму (всього $L \times L$ записів)
28	Координати X та Y лівого верхнього кута розрахункового вікна, пікселів
29	Контрольний тестовий рядок “ARSENAL_2013”

3.1.2.2. Архітектура програми

Програма Arsenal-M має батьківський головний модуль, через який здійснюється загальне управління та ряд допоміжних (як модальних, так і дочірніх) модулів, через які користувач отримує вхідну та вихідну інформацію щодо роботи програми, формує вхідні дані, визначає розрахункові параметри основного алгоритму та отримує кінцевий результат. Всього існує шість додаткових модулів:

1. Модальне стартове вікно.
2. Модальний модуль установки.
3. Дочірній інформаційний модуль виводу зображення А.
4. Дочірній інформаційний модуль виводу зображення В.
5. Дочірній інформаційний модуль виводу зображення шуму.
6. Дочірній інформаційний модуль виводу результату.

Головний модуль здійснює загальне управління програмою. До його складу входять головне та контекстне меню, панель управління та робоча область, у межах якої, в залежності від дій користувача, можуть розташовуватися інформаційні модулі виводу вхідних зображень та результату (рисунок 3.3). Завантаження головного модуля відбувається безпосередньо із стартового вікна програми, що пов'язано з наявністю в останньому списку відкритих раніше проектів і зумовлене тільки полегшенням наступних дій користувача при можливому проведенні їх пошуку на жорстких дисках комп'ютера.

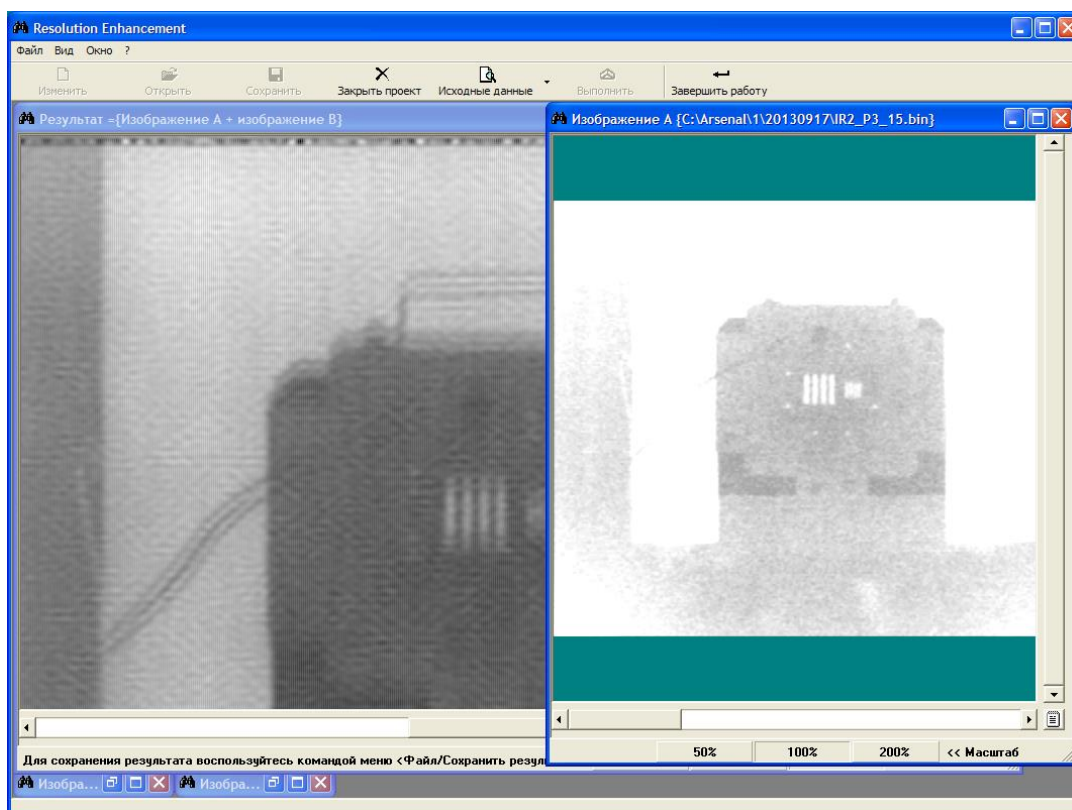


Рисунок 3.3 – Інтерфейс головного модуля програми. У лівій частині робочого вікна розміщений модуль виводу результату, у правій – модуль виводу вхідного зображення А

Крім вказаних команд можуть бути додаткові команди, які відповідають дочірньому активному модулю у разі його завантаження.

В залежності від наявності вхідних даних та стану розрахунків по виконанню тієї чи іншої операції, певні команди меню головного модуля (як і відповідні кнопки його панелі управління) може бути заблоковано, про що надається відповідне інформаційне повідомлення. При цьому, кожна кнопка на панелі управління головного модуля програми відповідає певним командам його меню.

Таким чином, із функціонального вмісту команд меню та обмеженого набору кнопок панелі управління головного модуля видно, що дії, які їх супроводжують є простими і не потребують детальних пояснень. Як виняток, слід звернути увагу на команди “Проект / Відкрити” та “Проект / Зберегти”, що приводять до виводу стандартного вікна збереження провідника Windows, що цілком зрозуміло для рядового користувача.

Стартове вікно завантажується лише при повторному запуску програми, його функціональні можливості носять короточасний допоміжний характер і лише дублюють команди головного модуля “Проект / Новий” та “Проект / Відкрити”. Основною особливістю стартового вікна є наявність списку раніше відкритих проектів (рисунк 3.4), що дає змогу користувачу можливість проведення швидкого їх пошуку та вибору.

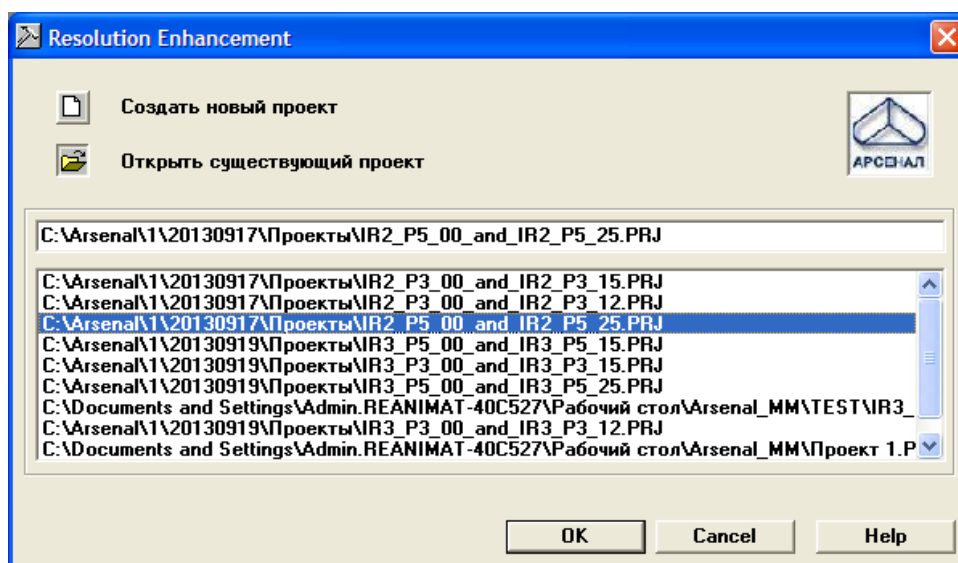


Рисунок 3.4 – Інтерфейс стартового вікна

Робота користувача після завантаження стартового вікна цілком зрозуміла і не потребує подальших детальних пояснень, треба відзначити лише те, що вибір перемикача “Створити новий проект” призводить до завантаження модального модуля установки для створення файлу проекту, в той час, як вибір перемикача “Відкрити існуючий проект” приводить до відкриття останнього (його розташування визначається списком вікна) та наступному завантаженню головного модуля.

Модуль установки призначено для створення внутрішнього текстового файлу проекту субпіксельної обробки в текстовому форматі *.PRJ і передбачає вибір розташування вхідних зображень та визначення початкових розрахункових параметрів алгоритму відновлення зображення.

Порядок роботи з модулем установки передбачає послідовне виконання необхідних операцій в продовж двох кроків, перемикання між якими здійснюється за допомогою команд “Назад” та “Далі” відповідно:

1) безпосередній вибір вхідних даних та визначення початкових параметрів алгоритму відновлення зображення;

2) контроль початкових розрахункових параметрів та прийняття рішення.

В зв'язку з цим до складу інтерфейсу модуля установки входять дві робочі вкладки, що відповідають функціональним призначенням вказаних кроків.

Більш детально відповідні кроки та елементи управління кожної робочої вкладки містять:

1) Визначення вхідних даних та початкових параметрів зводиться до виконання наступних пунктів:

а) вибір розташування вхідних зображень у бінарному форматі *.BIN;

б) визначення зміщення зображення А відносно зображення В по координатах X та Y ;

в) визначення розміру та розташування центру розрахункового вікна.

Виконання пункту а) з вибору розташування розрахункових зображень відбувається за допомогою елементів управління форми “Вхідні дані”. Для цього слід встановити курсор на необхідну строку списку рамки і вибрати команду “Огляд”, після чого, в стандартному вікні провідника Windows, що відкриється, вказати необхідний файл зображення та натиснути кнопку “ОК”. При цьому про відсутність або наявність вибору зображення свідчить відповідний колір строки списку – червоний або зелений.

Виконання пункту б) з визначення зміщення зображення А відносно зображення В по координатах X та Y відбувається за допомогою числового набору у відповідних текстових полях форми “Зміщення зображення В”. Слід зауважити, що алгоритм модуля передбачає попередній контроль за вводом значення зміщення, наприклад, при вибраному зображенні воно не повинне перевищувати його розміри.

Виконання пункту в) з визначення розміру розрахункового вікна відбувається за допомогою бігунка форми “Розмір вікна” і контролюється користувачем у відповідному текстовому полі, а місцеположення його центру визначається при

одночасному натиску лівої кнопки миші та клавіші “Shift” в необхідній частині будь-якого вхідного зображення, що розташовується у верхній частині модуля.

Для переходу до другого кроку слід обрати команду “Далі”, пам’ятаючи при цьому, що її може бути заблоковано при відсутності хоча би одного вхідного зображення.

2) Контроль розрахункових параметрів та прийняття рішення про створення нового проекту або внесення змін до вже існуючого, зводиться до виконання наступних пунктів:

а) візуального контролю за розташуванням зображень А і В та розрахункового вікна в графічному вікні вкладки та в елементах форми “Границі розрахункових областей”, що містить інформацію про координати верхнього лівого (X_1 , Y_1) та нижнього правого (X_2 , Y_2) кутів розрахункових частин вхідних зображень, які утворилися в результаті їх взаємного перетину після виконання відповідних зміщень по осям X та Y ;

б) виконанні команди “Зберегти”, що виводить стандартне вікно провідника Windows, в якому користувач може вибрати ім’я та розташування текстового файлу проекту програми у форматі *.PRJ;

в) виконанні команди “Застосувати і виконати”, яка крім виконання попереднього пункту б) здійснює передачу управління до головного модулю програми, і, в залежності від стану вимикача “Автозапуск розрахунку”, виконує або не виконує запуск розрахункової процедури програми.

Таким чином, послідовне виконання вказаних операцій та дій користувача приводить до створення (зміни) файлу проекту субпіксельної обробки зображення, що надає можливість багатократного її повторення при різних значеннях початкових параметрів, зокрема – при різних розмірах розрахункового вікна.

Модулі виводу вхідних зображень носять суто інформаційний характер і складаються із головного та контекстного меню, панелі масштабу та графічного вікна. В процесі роботи програми пункти меню активного модуля вхідних зображень добавляються у робочу область головного модуля.

Завантаження модулів виводу вхідних зображень здійснюється із головного модуля програми (команди меню “Дії / Зображення ...”) і можливе лише при повній наявності вхідних даних, тобто при завантаженому існуючому активному проекті.

Робота з вказаними модулями потребує пояснень лише при виборі команди “Файл/Зберегти”, після якого користувач повинен здійснити відповідні операції в стандартному вікні провідника Windows, що відкриється після цього вибору.

Модуль виводу результату також носить інформаційний характер, і, як у випадку з модулями виводу вхідних зображень, складаються із головного та контекстного меню, панелі масштабу та графічного вікна. В процесі роботи програми пункти меню модуля виводу результату додаються у робочу область головного модуля.

Завантаження модуля виводу результату здійснюється після запуску розрахункової процедури із головного модуля програми (команда меню “Дії / Виконати”) і супроводжується інформаційними повідомленнями щодо тривалості виконання та результатом її завершення.

Як і у випадку з модулями виводу вхідних зображень, робота з модулем виводу результату, потребує пояснень лише при виборі команди “Файл / Зберегти”, після якого користувач має здійснити відповідні операції в стандартному вікні провідника Windows, що відкриється після цього вибору. Слід відмітити, що невиконання вказаної команди не уможливорює просте закриття модуля виводу результату, про що нагадує відповідне інформаційне повідомлення при будь-якій спробі його здійснення.

3.2 Алгоритм та демонстраційна програма розрахунку субпіксельного зсуву між зображеннями, отриманих за допомогою матричної знімальної камери

Так як на процес отримання зображень квадрокоптером впливають стохастичні збурення, виникає необхідність оцінювання субпіксельних зсувів отриманих знімків.

3.2.1 Алгоритм розрахунку субпіксельного зсуву

Для розрахунку субпіксельного зсуву необхідно виконати наступні кроки:

Крок 1. Задати/заповнити та зчитати матриці вхідних зображень.

Крок 2. Переконатись, що отримані матриці мають розмірність не менш, ніж 3×3 , а кількість зображень не менше двох, інакше перейти на **Крок 1**.

Крок 3. Розрахувати матриці D , E та F .

Крок 4. Розрахувати матриці A та B .

Крок 5. Розв'язати систему виду $AC = B$. Отримані компоненти матриці C відповідатимуть за субпіксельний зсув між вхідними зображеннями, а саме: c_{11} – відповідає за зсув по рядках, а c_{21} – відповідає за зсув по стовпцях.

3.2.2 Архітектура програми розрахунку субпіксельного зсуву

Модуль оцінки субпіксельного зсуву зображень написано на мові програмування C++ у середовищі розробки Visual Studio 2017 із залученням відкритих бібліотек комп'ютерного зору, обробки зображень та чисельних алгоритмів загального призначення OpenCV.

Для демонстрації архітектури програми достатньо навести її діаграму послідовності та блок схему.

3.2.2.1 Діаграми послідовності

Для роботи програми необхідно, щоб зображень було не менш, ніж 2, а їх розміри були не менш, ніж 3×3 . Діаграми послідовності даних випадків наведені на рисунках 3.5 – 3.6.

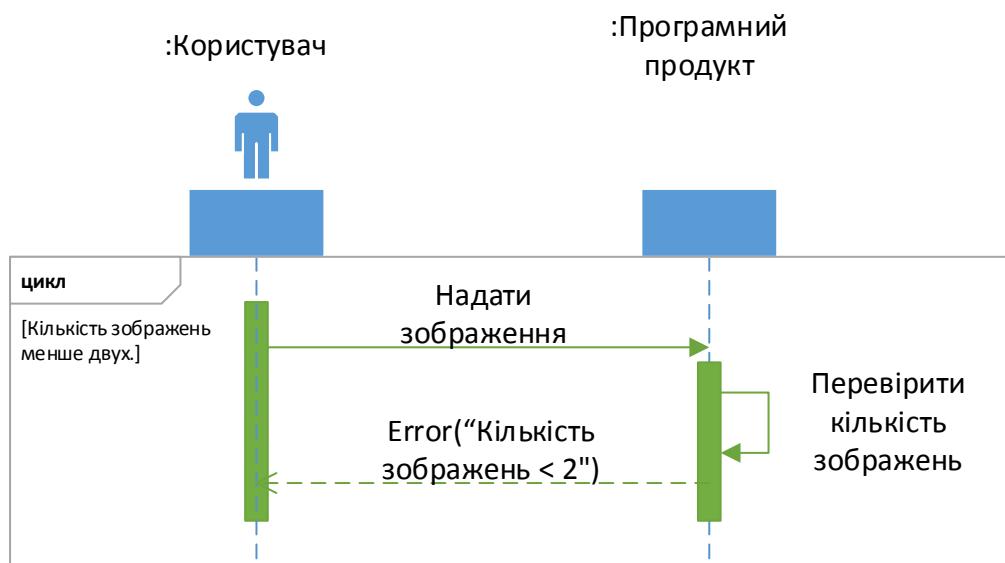


Рисунок 3.5 – Діаграма послідовності для випадку, коли користувач задав лише одне вхідне зображення

Як бачимо, якщо задано лише одне вхідне зображення, то програмний продукт сповіщає користувача про необхідність надання додаткових зображень.

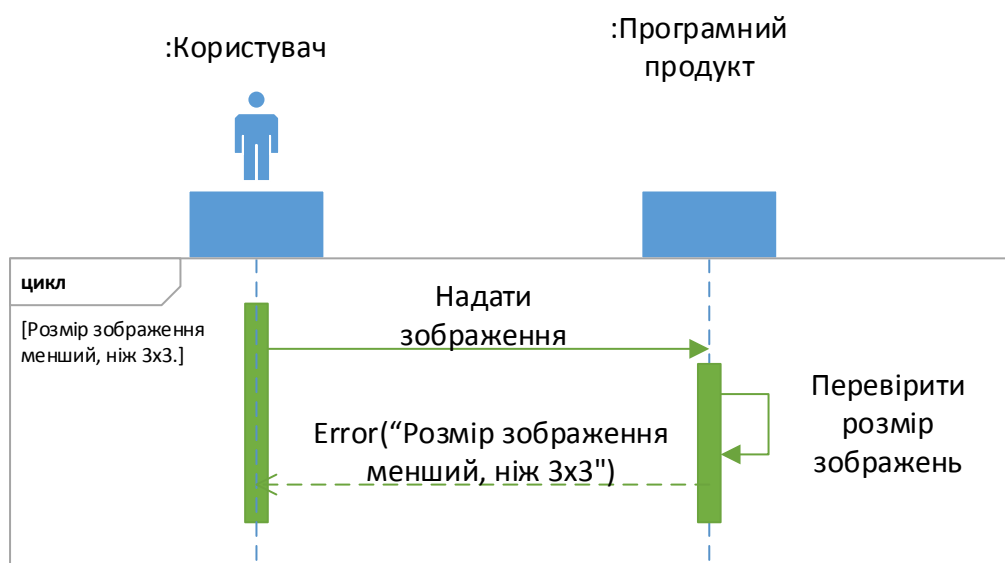


Рисунок 3.6 – Діаграма послідовності для випадку, коли користувач задав зображення розміром меншим, ніж 3×3

Як бачимо, якщо є вхідне зображення, що має розмір менший, ніж 3×3, то програма надасть повідомлення про помилку обробки.

Випадок, коли всі умови вхідних даних задоволені наведений на рисунку 3.7.

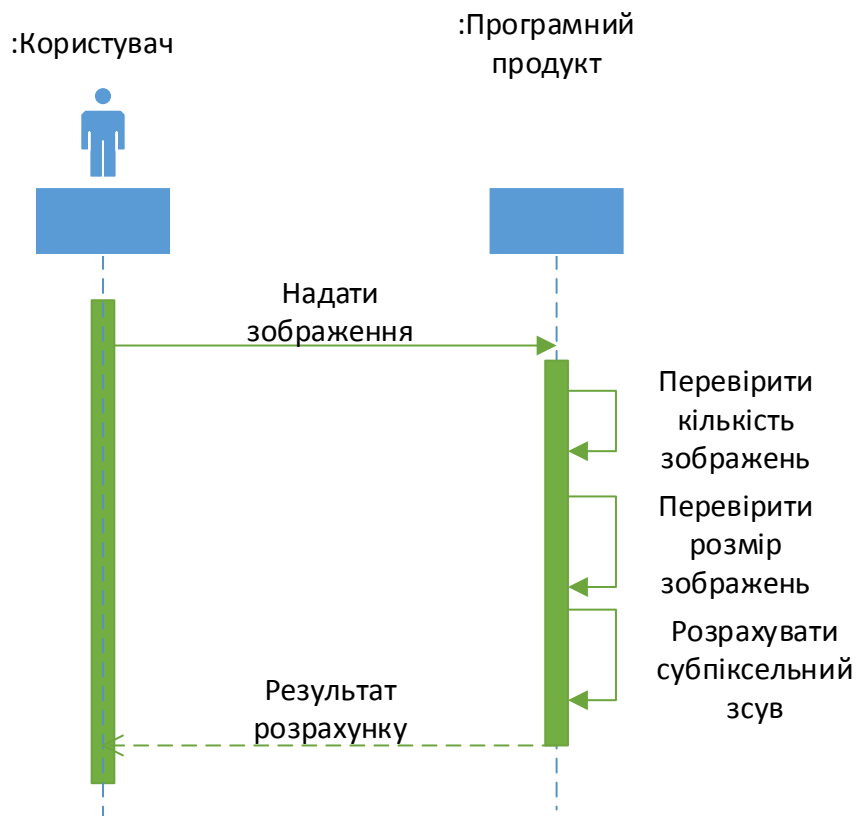


Рисунок 3.7 – Діаграма послідовності роботи програми з коректними вхідними даними

Після надання даних, програма повертає результат розрахунку субпіксельного зсуву користувачу.

3.2.2.2 Блок-схема алгоритму розрахунку субпіксельного зсуву

Блок-схема алгоритму розрахунку субпіксельного зсуву наведена на рисунку 3.8.

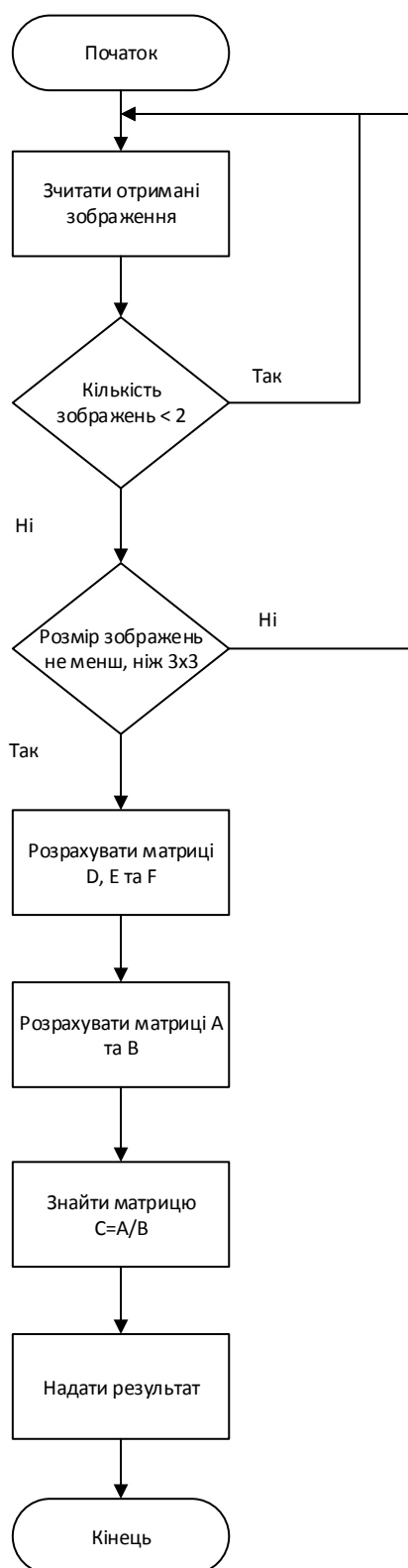


Рисунок 3.8 – Блок-схема алгоритму розрахунку субпіксельного зсуву

3.2.2.3 Інтерфейс програми розрахунку субпіксельного зсуву

Інтерфейс програми розрахунку субпіксельного зсуву наведено на рисунках 3.9 – 3.11.

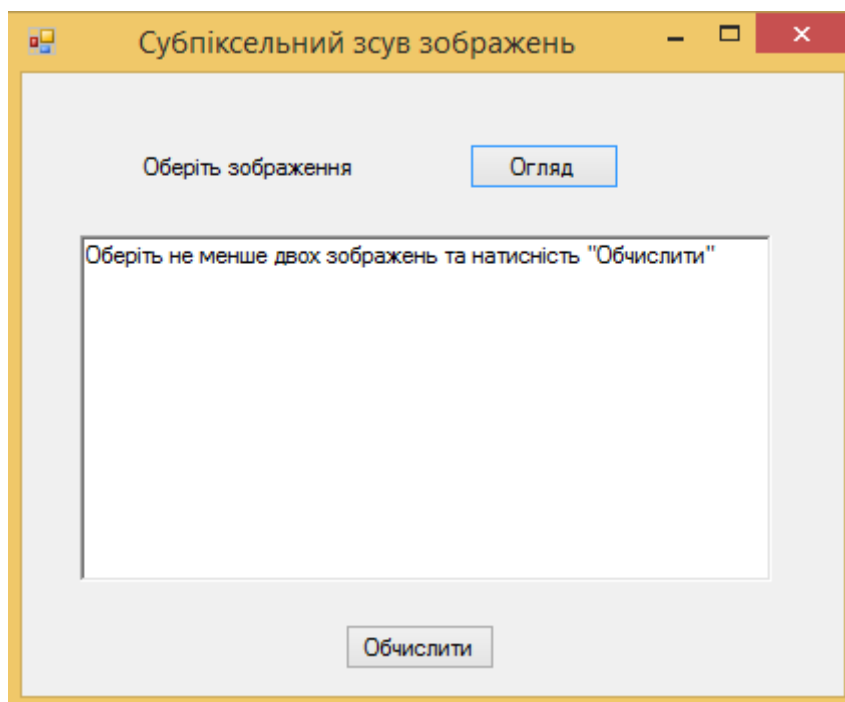


Рисунок 3.9 – Головне дiалогове вiкно програмного продукту

Головне дiалогове вiкно мiстить двi кнопки «Огляд» та «Обчислити».

Кнопка «Огляд» вiдповiдає за обрання зображень для обчислення iх субпiксельного зсуву. Пiсля її натискання вiдкривається iнтерфейс обрання зображень, який наведено на рисунку 3.10.

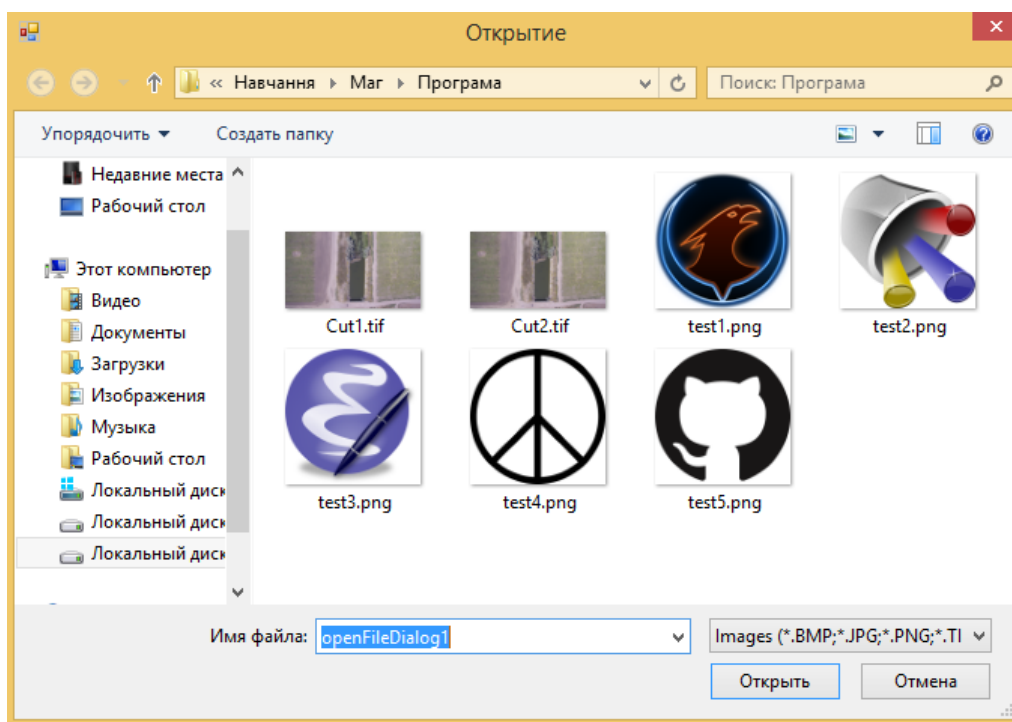


Рисунок 3.10 – Iнтерфейс обрання зображення

Оберемо два зображення для демонстрації роботи програмного продукту. Щоб обрати більш, ніж одне зображення, необхідно, затиснувши клавішу «ctrl» на клавіатурі, натиснути лівою кнопкою миші по бажаним зображенням, після чого натиснути «Открыть». В даному випадку обрано файли Cut1.tif та Cut2.tif.

Після обрання необхідних зображень необхідно натиснути кнопку «Обчислити», яка знаходиться на головному діалоговому вікні програмного продукту. Результати роботи програми наведені на рисунку 3.11.

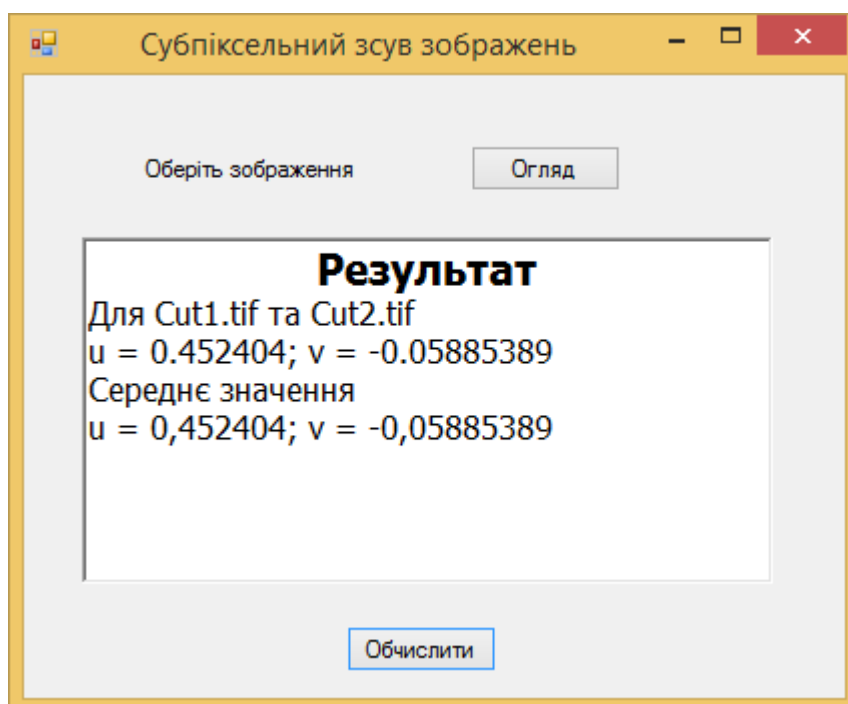


Рисунок 3.11 – Результати роботи програми

Так як обрано лише два зображення, то середні значення субпіксельних зсувів дорівнюють знайденим значенням субпіксельних зсувів між обраною парою знімків. Якщо задано зображень більш, ніж 2, то обчислюється C_n^2 значень для кожної пари елементів, де n – кількість зображень.

3.2.2.4 Структура програми розрахунку субпіксельного зсуву

Програма складається з одного виконуваного ShiftGrad.exe файлу, який не потребує додаткової інсталяції.

3.2.2.5 Специфікація функцій

Функції класів програмного забезпечення наведені в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Функції класів програмного забезпечення

Назва	Примітка
calculateShift(string X, string Y)	Розраховує субпіксельний зсув між зображеннями X та Y, де X та Y відповідають повному шляху до зображень відповідно
mean(Mat A)	Повертає середнє значення матриці A
solve(A, B, C)	Повертає результат C рівняння виду $C = \frac{A}{B}$
elementWiseMultiply(Mat1f A, Mat1f B)	Повертає результат добутку Адамара матриць A та B
convertToGrayscale(Mat A)	Переводить значення кольорової матриці A в чорно-білий варіант
pairsAmount(int a)	Повертає кількість пар зображень для обчислення, де a – кількість вхідних зображень
button1_Click(Object^ sender, EventArgs^ e)	Функція, яка спрацьовує при натисканні кнопки «Огляд»
resultButton_Click(Object^ sender, EventArgs^ e)	Функція, яка спрацьовує при натисканні кнопки «Обчислити»

3.2.2.6 Опис звітів

Результати, які наводяться в головному діалоговому вікні програми розрахунку субпіксельного зсуву, являються звітом роботи програми. Опис вихідних змінних наведено в пункті 3.2.2 даної роботи.

3.3 Висновок

Як бачимо, виконана та продемонстрована програмна реалізація етапів розрахунку субпіксельного зсуву зображень низької розрізненності та відновлення зображення високої розрізненності. Програма потребує два знімки низької розрізненності субпіксельно зміщених одне відносно одного на певну частку пікселя, після чого розраховує їх субпіксельний зсув, який використовується далі у програмі

відновлення зображення високої розрізненості. Для узагальнення результатів дослідження проведемо тестування роботи програмного модуля розрахунку субпіксельного зсуву на інших знімках, а також наведемо різні сценарії роботи з програмою.

4 Випробування програмного продукту

В цьому розділі наведено опис тестів і порядок їх виконання для перевірки відповідності між роботою програмного модуля оцінки субпіксельних зміщень знімків отриманих з квадрокоптеру та його очікуваними результатами, а також наведено результати експериментальних досліджень.

4.1 Тестування програмного продукту

В процесі тестування були перевірена уся функціональність програмного забезпечення. У наступних таблицях наведений перелік випробувань основних функціональних можливостей (таблиці 4.1 – 4.4). На рисунках 4.1 – 4.8 наведено результат тестів.

Таблиця 4.1 – Обчислення відсутніх або лише одного зображення

Мета тесту:	Перевірка функції «Обчислити відсутні зображення»
Початковий стан системи	Відкрите головне діалогове вікно
Вхідні данні:	Відсутні або лише одне зображення
Схема проведення тесту:	Натиснути кнопку «Обчислити»
Очікуваний результат:	Поява сповіщення «Обрано менше двох зображень. Для роботи потрібно обрати не менше двох: обрати кожне зображення можна затиснувши клавішу “ctrl”»
Стан системи після проведення випробувань:	Відкрито головне діалогове вікно та вікно зі сповіщенням

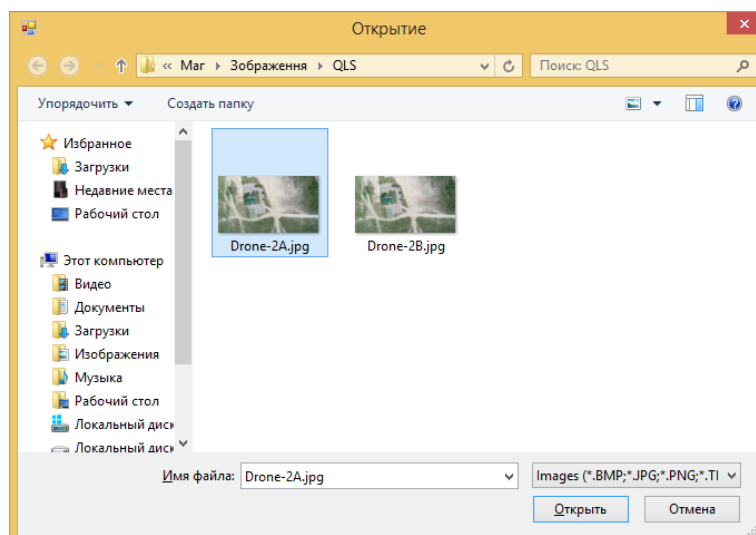


Рисунок 4.1 – Обрання одного вхідного зображення

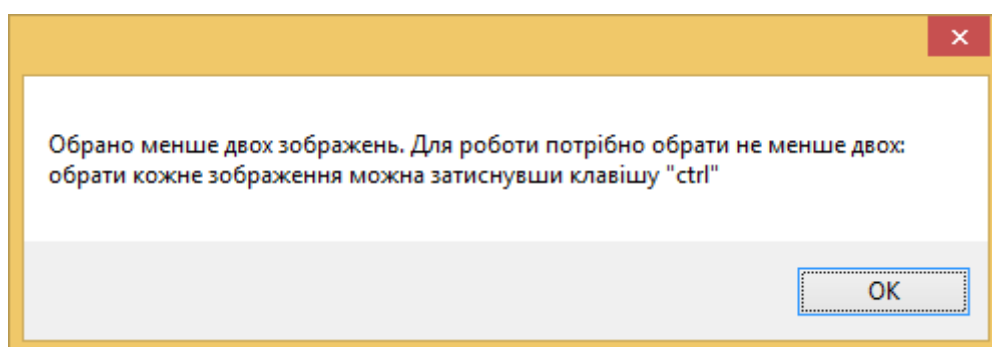


Рисунок 4.2 – Поява сповіщення про недостатню кількість вхідних даних

Таблица 4.2 – Відкриття інтерфейсу обрання вхідних зображень

Мета тесту:	Перевірка функції «Обчислити відсутні зображення»
Початковий стан системи	Відкрите головне діалогове вікно
Вхідні данні:	Відсутні
Схема проведення тесту:	Натиснути кнопку «Огляд»
Очікуваний результат:	Поява інтерфейсу обрання вхідних зображень
Стан системи після проведення випробувань:	Відкрито головне діалогове вікно та інтерфейс обрання вхідних зображень

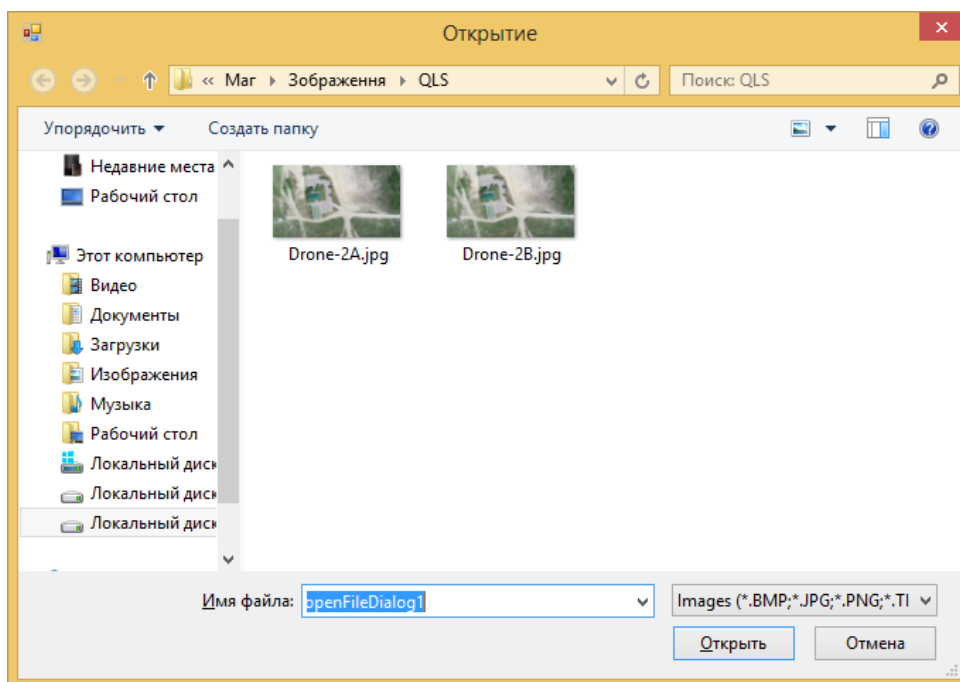


Рисунок 4.3 – Поява інтерфейсу обрання вхідних зображень

Таблиця 4.3 – Обрання вхідними даними не зображення

Мета тесту:	Перевірка функції «Обчислити відсутні зображення»
Початковий стан системи	Відкритий інтерфейс обрання вхідних зображень та головне діалогове вікно
Вхідні данні:	Два або більше вхідних файлів, одним з яких не є зображення
Схема проведення тесту:	Натиснути кнопку «Открыть» на інтерфейсі обрання вхідних зображень, після чого натиснути кнопку «Обчислити» на головному діалоговому вікні
Очікуваний результат:	Поява сповіщення «Некоректні вхідні дані»
Стан системи після проведення випробувань:	Відкрито сповіщення про некоректні вхідні дані, після закриття якого відображається головне діалогове вікно з результатом субпіксельного зміщення знімків 0

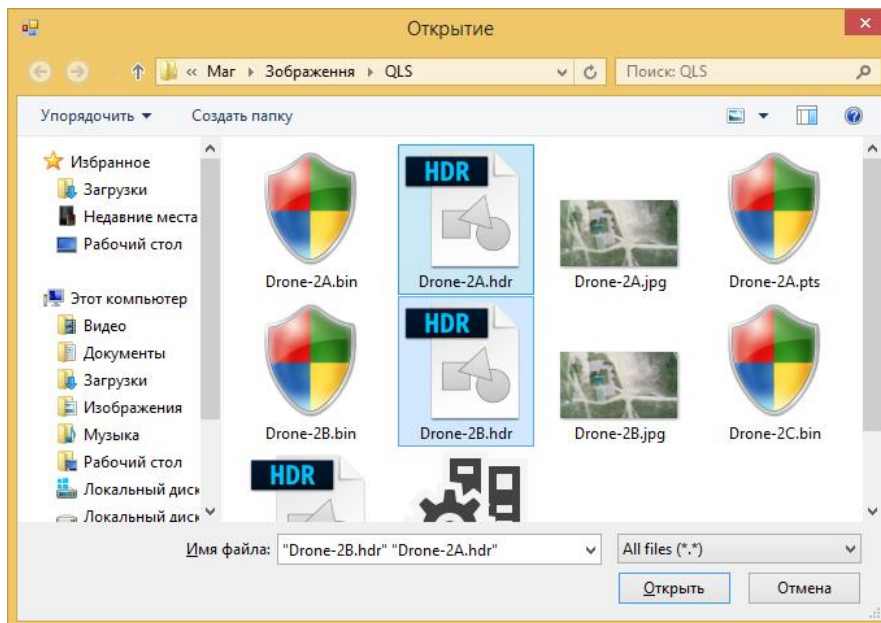


Рисунок 4.4 – Обрання вхідними даними не зображення

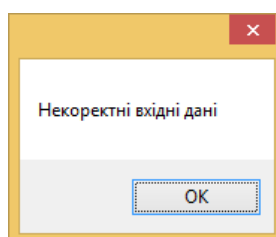


Рисунок 4.5 – Поява сповіщення про некоректні вхідні дані

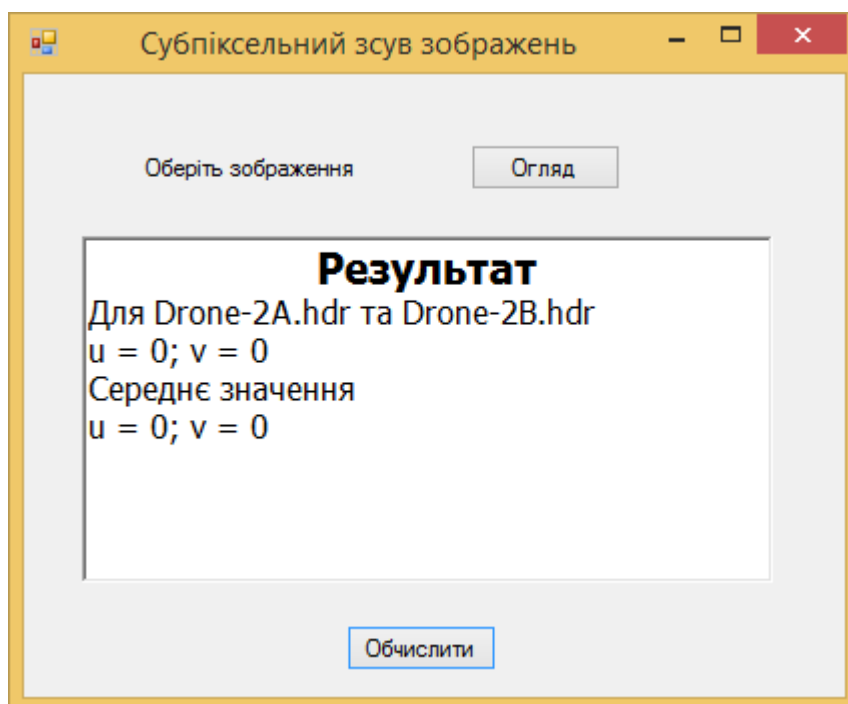


Рисунок 4.6 – Стан діалогового вікна після закриття сповіщення

Таблиця 4.4 – Обрання вхідними даними двох та більше зображень

Мета тесту:	Перевірка функції «Обчислити відсутні зображення»
Початковий стан системи	Відкритий інтерфейс обрання вхідних зображень та головне діалогове вікно
Вхідні данні:	Два та більше зображень
Схема проведення тесту:	Натиснути кнопку «Открыть» на інтерфейсі обрання вхідних зображень, після чого натиснути кнопку «Обчислити» на головному діалоговому вікні
Очікуваний результат:	Поява результатів субпіксельного зміщення для кожної пари обраних зображень у головному діалоговому вікні
Стан системи після проведення випробувань:	Відкрито головне діалогове вікно з результатом субпіксельного зміщення кожної пари зображень

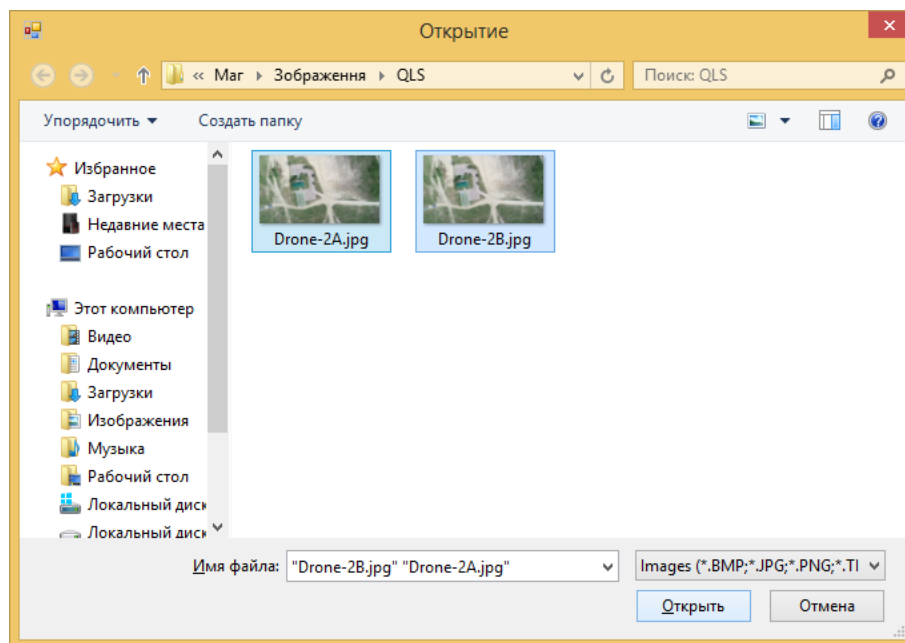


Рисунок 4.7 – Обрання вхідними даними двох зображень

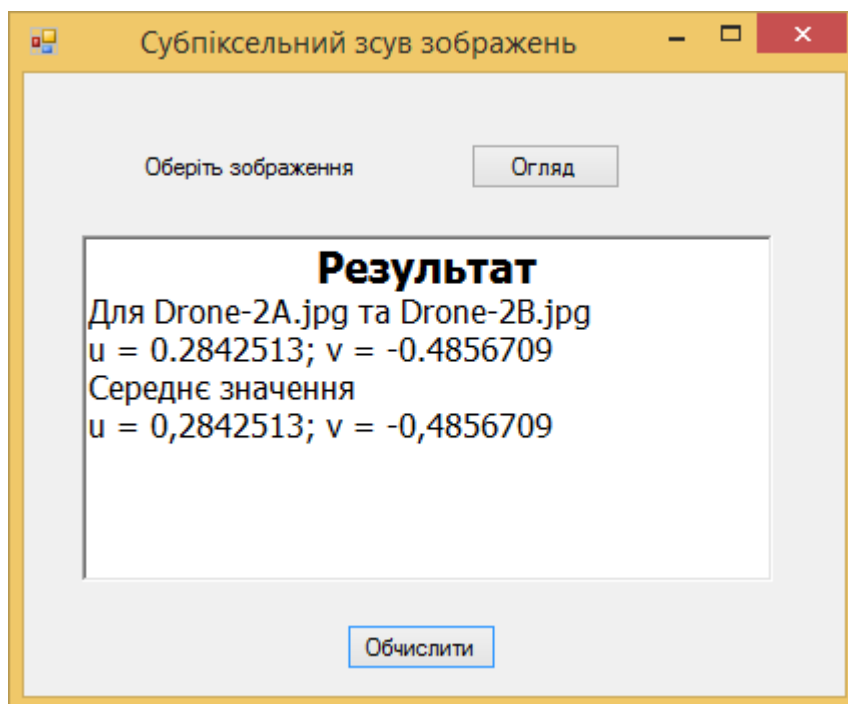


Рисунок 4.8 – Стан головного діалогового вікна після натискання кнопки «Обчислити»

4.2 Результати досліджень

Даний метод відновлення субпіксельно реєстрованих зображень досліджувався на реальних аерознімках, одержаних за допомогою квадрокоптерів DJI Phantom 3 Standard, DJI Phantom 3 Advanced та DJI Phantom 4 Pro (рисунки 4.9 – 4.12). Результати роботи програми відновлення зображень високої розрізненості та модуля оцінки субпіксельних зміщень наведені на рисунках 4.13 – 4.14.



Рисунок 4.9 – Квадрокоптери:

а – DJI 3 Standard, б – DJI 3 Advanced, в – DJI 4 Pro

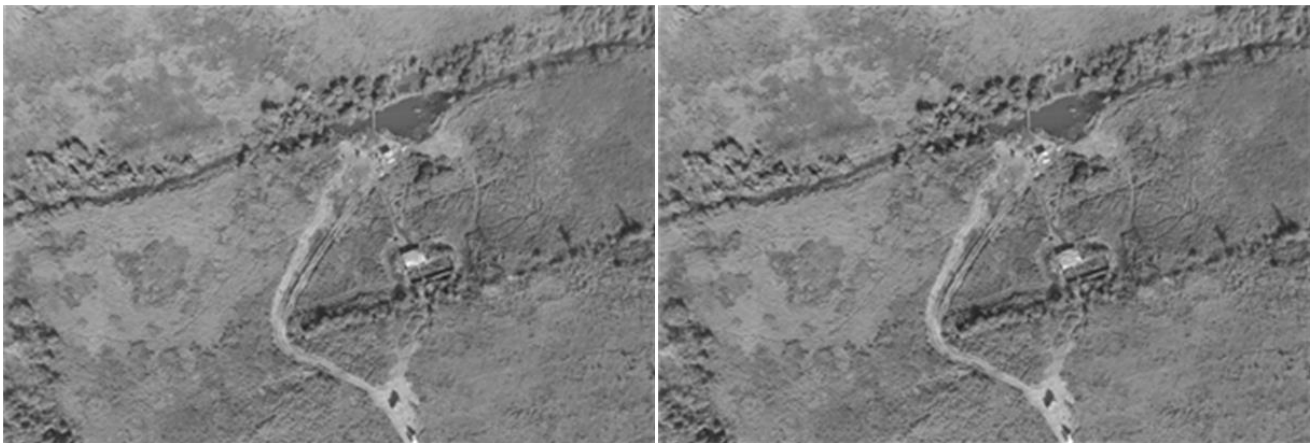


а

б

Рисунок 4.10 – Знімки з квадрокоптеру DJI Phantom 3 Standard:

а – base, б – warped



а

б

Рисунок 4.11 – Знімки з квадрокоптеру DJI Phantom 3 Advanced:

а – base, б – warped



а

б

Рисунок 4.12 – Знімки з квадрокоптеру DJI Phantom 4 Pro:

a – base, *б* – warped



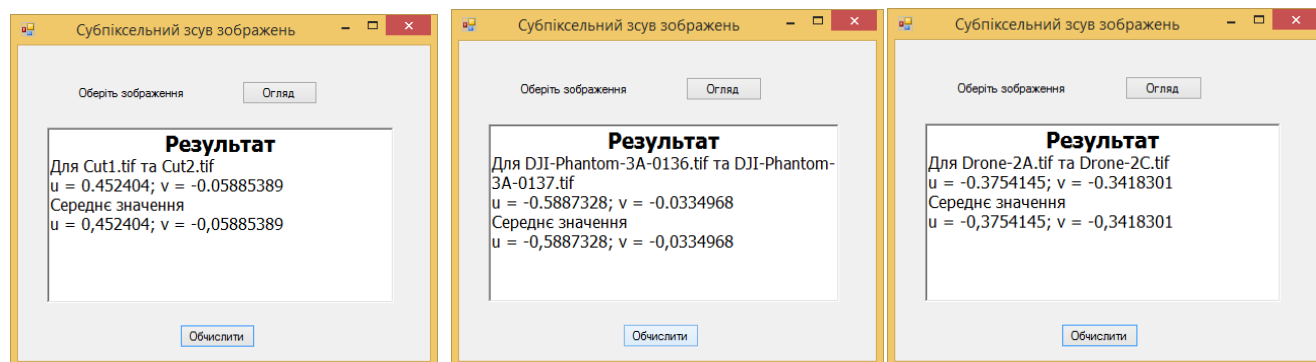
а

б

в

Рисунок 4.13 – Результати відновлення знімків отриманих з квадрокоптеру:

a – DJI 3 Standard, *б* – DJI 3 Advanced, *в* – DJI 4 Pro



а

б

в

Рисунок 4.14 – Результати оцінки субпиксельного зміщення знімків отриманих з квадрокоптеру:

а – DJI 3 Standard, *б* – DJI 3 Advanced, *в* – DJI 4 Pro

Оцінювання фактичної розрізненості аерознімків виконувалося шляхом порівняння функцій передачі модуляції (ФПМ) реальних аерозображень, яку автоматично визначалося за допомогою раніше створеного спеціалізованого програмного забезпечення [77].

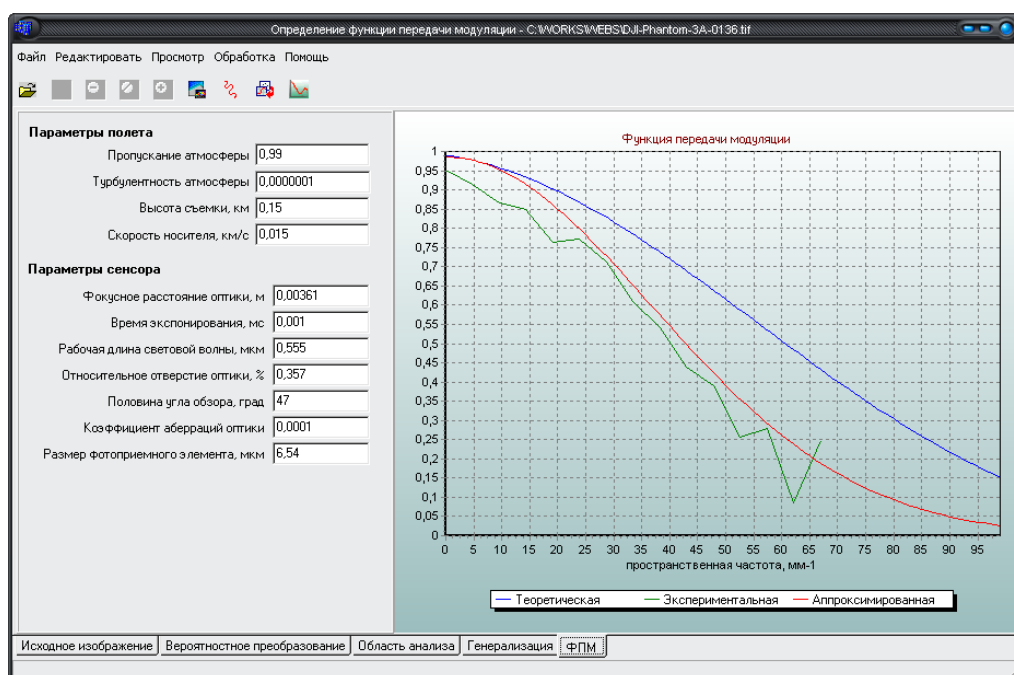


Рисунок 4.15 – Интерфейс програмного забезпечення для визначення ФПМ аерокосмічного зображення

Результати оцінок ФПМ отриманих на відновлених зображень наведено на рисунках 4.16 – 4.18.

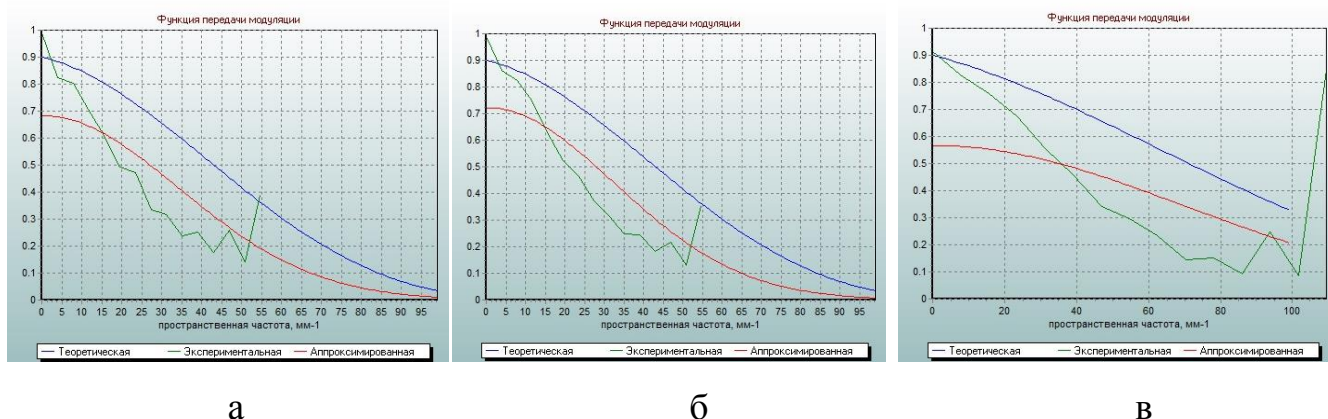


Рисунок 4.16 – Результати оцінок ФПМ знімків квадрокоптеру DJI Phantom 3 Standard:

а – base зображення, б – warped зображення, в – відновлене зображення

Як бачимо, на перших двох знімках ФПМ на рівні 0,3 відповідає значенням 31 мм^{-1} та 32 мм^{-1} , а відновлене зображення на цьому ж рівні має ФПМ зі значенням 54 мм^{-1} . Отже, просторова розрізненість підвищена на 69%.

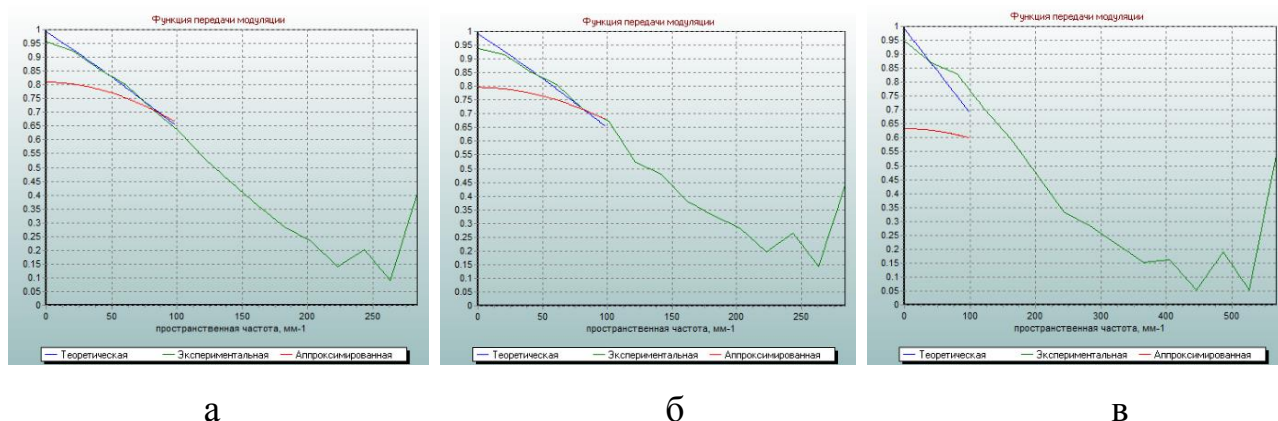
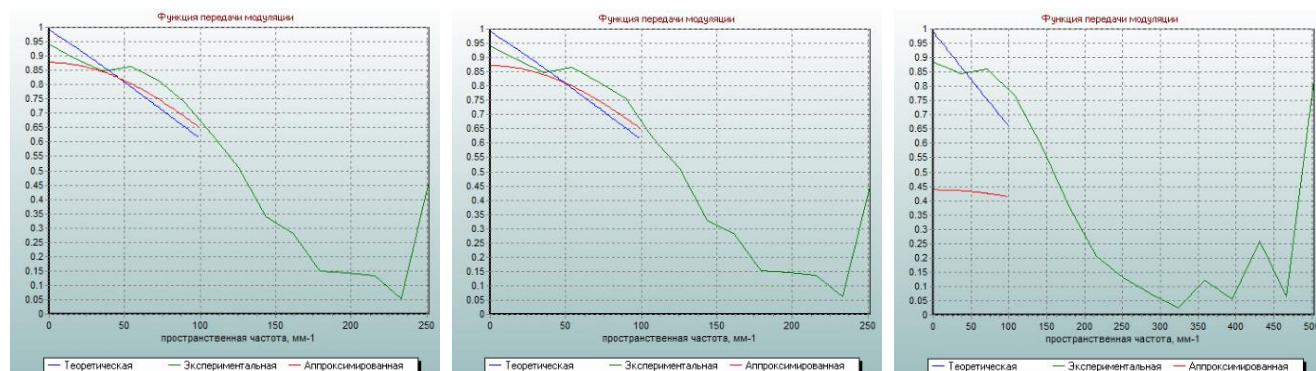


Рисунок 4.17 – Результати оцінок ФПМ знімків квадрокоптеру DJI Phantom 3 Advanced:

а – base зображення, б – warped зображення, в – відновлене зображення

Як бачимо, на перших двох знімках ФПМ на рівні 0,3 відповідає значенням 178 мм^{-1} та 193 мм^{-1} , а відновлене зображення на цьому ж рівні має ФПМ зі значенням 272 мм^{-1} . Отже, просторова розрізненість підвищена на 41-53%.



а

б

в

Рисунок 4.18 – Результати оцінок ФПМ знімків квадрокоптеру DJI Phantom 4 Pro:

а – base зображення, б – warped зображення, в – відновлене зображення

Як бачимо, на перших двох знімках ФПМ на рівні 0,3 відповідає значенням 156 мм^{-1} та 153 мм^{-1} , а відновлене зображення на цьому ж рівні має ФПМ зі значенням 195 мм^{-1} . Отже, просторова розрізненність підвищена на 26%.

4.3 Висновок

Як бачимо, робота програмного модуля оцінки субпіксельного зміщення знімків отримуваних з квадрокоптеру відповідає очікуваним результатам, отже, програма працює правильно. А практичні результати підвищують просторову розрізненність на величину від 26% до 69% в залежності від потужності знімальної камери.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

В даній роботі була проаналізована предметна область та вказані переваги і недоліки різних підходів до підвищення просторової розрізненності зображень. В якості методу дослідження обрано субпіксельну обробку зображень, так як вона надає можливості відновлення високочастотних компонент, втрачених або деградованих під час процесу вибірки зображень низької розрізненності.

Для досягнення поставленої мети був розроблений програмний модуль оцінки субпіксельного зміщення знімків отримуваних з квадрокоптеру, який використовується програмним забезпеченням відновлення зображення високої розрізненності. В роботі наведено результати роботи програмного комплексу, які демонструють підвищення просторової розрізненності до 70%, що наближається до теоретичного показника 100% на малопотужних камерах.

Тестування програмного модуля доводить адекватність роботи програми.

Хоча даний метод підвищення просторової розрізненності аерознімків отримуваних з квадрокоптеру і надає гарні результати, але ж має деякі недоліки:

- через значні обчислювальні затрати стає неможливою обробка знімків в режимі реального часу;
- через стохастичні збурення, які впливають на процес зйомки, залишається невирішеною проблема субпіксельної реєстрації кадрів з квадрокоптеру, яка вирішується на даному етапі шляхом афінного перетворення за системою опорних точок знімків в програмному середовищі ENVI.

Незважаючи на присутні недоліки даний підхід до підвищення просторової розрізненності є досить перспективним та вартим подальших досліджень та експериментів.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Ярославський Л.П. Введение в цифровую обработку изображений. – М.: Сов. радио, 1979. – 312 с.
2. Павлідіс Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений: Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1986. – 400 с.
3. Вінер Н., Пелі Р. Преобразование Фурье в комплексной плоскости: Пер. с англ. – М.: Наука, 1964. – 267 с.
4. Василенко Г.И., Тараторін А.М. Восстановление изображений. – М.: Радио и связь, 1986. – 304 с.
5. D. Slepian, H.O. Pollak, Prolate spheroidal wave functions. Fourier Analysis and Uncertainty – I, The Bell System Technical Journal, 1961, v. 40, p. 43-46.
6. Youla D.C. Image restoration by the method of convex projections. PI. Theory. – IEEE Trans., 1982, v. MI-I, No 2, p. 81-95.
7. Гудмен Дж. Статистическая оптика. М.: Мир, 1988.
8. Soifer V.A., Kotlyar V.V., Doskolovich L.L. Iterative methods for diffractive optical elements computation. London: Taylor & Francis, 1997.
9. Ігнат'єв Н.К. О стробоскопических явлениях в кино и телевидении. – Техника кино и телевидения, 1957, №8, с. 21.
10. Власенко В.А., Лаппа Ю.М., Ярославський Л.П. Методы синтеза быстрых алгоритмов свертки и спектрального анализа сигналов. – М.: Наука, 1990. – 160 с.
11. Карпинський А. Ликбез: методы ресайза изображений [Электронный ресурс] /Карпинський А./ Режим доступа: <https://habrahabr.ru/post/243285/>
12. Местецький Л.М. Математический методы распознавания образов, МГУ, ВМиК, кафедра «Математические методы прогнозирования», 2002-2004.
13. Hunt B.R. Super-resolution of images: Algorithms, principles, permormance. WOL, 1995.
14. Freeman W.T., Jones T.R., Pasztor E.C. Example-based super-resolution. IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 22, 2002, p. 56-65.

15. Park S.C., Park M.K., Kang M.G. Super-resolution image reconstruction: A technical overview // IEEE Signal Processing Magazine, 2003.—Vol.20.— No.3.— P. 21 - 36.
16. T. Komatsu, K. Aizawa, T. Igarashi, and T. Saito, “Signal-processing based method for acquiring very high resolution image with multiple cameras and its theoretical analysis,” Proc. Inst. Elec. Eng., vol. 140, no. 1, pt. I, pp. 19-25, Feb. 1993.
17. S. Chaudhuri, Ed., Super-Resolution Imaging. Norwell, MA: Kluwer, 2001.
18. H.C. Andrews and B.R. Hunt, Digital Image Restoration. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1977.
19. A.K. Katsaggelos, Ed. Digital Image Restoration. Heidelberg, Germany: Springer-Verlag. Springer. vol. 23, 1991.
20. I.J. Schoenberg, “Cardinal interpolation and spline functions,” J. Approx. Theory., vol. 2, pp. 167-206, 1969.
21. R.E. Crochiere and L.R. Rabiner, “Interpolation and decimation of digital signals—A tutorial review” Proc. IEEE, vol. 69, no. 3, pp. 300-331, Mar. 1981.
22. M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, “Enlargement or reduction of digital images with minimum loss of information,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 4, no. 3, pp. 247-258, Mar. 1995.
23. M. Elad and A. Feuer, “Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 6, no. 12, pp. 1646-1658, Dec. 1997.
24. N. Nguyen, P. Milanfar, and G. Golub, “Efficient generalized cross-validation with applications to parametric image restoration and resolution enhancement,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 10, pp. 1299-1308, Sept. 2001.
25. H. Stark and P. Oskoui, “High resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections,” J. Opt. Soc. Am. A, vol. 6, pp. 1715-1726, 1989.
26. A.M. Tekalp, M.K. Ozkan, and M.I. Sezan, “High-resolution image reconstruction from lower-resolution image sequences and space varying image

- restoration,” in Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), San Francisco, CA., vol. 3, Mar. 1992, pp. 169-172.
27. A.J. Patti, M.I. Sezan, and A.M. Tekalp, “Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 6, no. 8, pp. 1064-1076, Aug. 1997.
 28. P.E. Eren, M.I. Sezan, and A.M. Tekalp, “Robust, object-based high-resolution image reconstruction from low-resolution video,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 6, no. 10, pp. 1446-1451, Oct. 1997.
 29. A.J. Patti and Y. Altunbasak, “Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and higher-order interpolants,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 10, no. 1, pp. 179-186, Jan. 2001.
 30. R.C. Hardie, K.J. Barnard, J.G. Bogner, E.E. Armstrong, and E.A. Watson, “High-resolution image reconstruction from a sequence of rotated and translated frames and its application to an infrared imaging system,” Opt. Eng., vol. 37, no. 1, pp. 247-260, Jan. 1998.
 31. V.N. Dvorchenko, “Bounds on (deterministic) correlation functions with applications to registration,” IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 5, no. 2, pp. 206-213, 1983.
 32. Q. Tian and M.N. Huhns, “Algorithm for subpixel registration,” Computer Vision, Graphics, Image Proc., vol. 35, pp. 220-233, 1986.
 33. C.A. Bernstein, L.N. Kanal, D. Lavin, and E.C. Olson, “A geometric approach to subpixel registration accuracy,” Computer Vision, Graphics, and Image Proc., vol. 40, pp. 334-360, 1987.
 34. L.G. Brown, “A survey of image registration techniques,” ACM Comput. Surveys, vol. 24, no. 4, pp. 325-376, Dec. 1992.
 35. J. J. Clark, M R. Palmer, and P.D. Laurence, “A transformation method for the reconstruction of functions from nonuniformly spaced samples,” IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-33, pp. 1151-1165, 1985.

36. S.P. Kim and N.K. Bose, "Reconstruction of 2-D bandlimited discrete signals from nonuniform samples," *Proc. Inst. Elec. Eng.*, vol. 137, pt. F, pp. 197-204, June 1990.
37. A. Papoulis, "Generalized sampling theorem," *IEEE Trans. Circuits Syst.* vol. 24, pp. 652-654, Nov. 1977.
38. J.L. Brown, "Multi-channel sampling of low pass signals," *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. CAS-28, pp. 101-106, Feb. 1981.
39. H. Ur and D. Gross, "Improved resolution from sub-pixel shifted pictures," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 54, pp. 181-186, Mar. 1992.
40. L. Landweber, "An iteration formula for Fredholm integral equations of the first kind," *Amer. J. Math.* vol. 73, pp. 615-624, 1951.
41. T. Komatsu, T. Igarashi, K. Aizawa, and T. Saito, "Very high resolution imaging scheme with multiple different-aperture cameras," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 5, pp. 511-526, Dec. 1993.
42. M.S. Alam, J.G. Bognar, R.C. Hardie, and B.J. Yasuda, "Infrared image registration and high-resolution reconstruction using multiple translationally shifted aliased video frames," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 49, pp. 915-923, Oct. 2000.
43. N.R. Shah and A. Zakhor, "Resolution enhancement of color video sequences," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 8, pp. 879-885, June 1999.
44. N. Nguyen and P. Milanfar "An efficient wavelet-based algorithm for image superresolution," in *Proc. Int. Conf. Image Processing*, vol. 2, 2000, pp. 351-354.
45. R.Y. Tsai and T.S. Huang, "Multipleframe image restoration and registration," in *Advances in Computer Vision and Image Processing*. Greenwich, CT: JAI Press Inc., 1984, pp. 317-339.
46. A.M. Tekalp, *Digital Video Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1995.

47. S.P. Kim, N.K. Bose, and H.M. Valenzuela, "Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframes," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 38, pp. 1013-1027, June 1990.
48. S.P. Kim and W.Y. Su, "Recursive high-resolution reconstruction of blurred multiframe images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 2, pp. 534-539, Oct. 1993.
49. N.K. Bose, H.C. Kim, and H.M. Valenzuela, "Recursive implementation of total least squares algorithm for image reconstruction from noisy, undersampled multiframes," in *Proc. IEEE Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing*, Minneapolis, MN, Apr. 1993, vol. 5, pp. 269-272.
50. S.H. Rhee and M.G. Kang, "Discrete cosine transform based regularized high-resolution image reconstruction algorithm," *Opt. Eng.*, vol. 38, no. 8, pp. 1348-1356, Aug. 1999.
51. M.C. Hong, M.G. Kang, and A.K. Katsaggelos, "A regularized multichannel restoration approach for globally optimal high resolution video sequence," in *SPIE VCIP*, vol. 3024, San Jose, CA, Feb. 1997, pp. 1306-1317.
52. M.C. Hong, M.G. Kang, and A.K. Katsaggelos, "An iterative weighted regularized algorithm for improving the resolution of video sequences," in *Proc. Int. Conf. Image Processing*, vol. 2, 1997, pp. 474-477.
53. M.G. Kang, "Generalized multichannel image deconvolution approach and its applications," *Opt. Eng.*, vol. 37, no. 11, pp. 2953-2964, Nov. 1998.
54. N.K. Bose, S. Lertrattanapanich, and J. Koo, "Advances in superresolution using L-curve," in *Proc. Int. Symp. Circuits and Systems*, vol. 2, 2001, pp. 433-436.
55. P.C. Hansen, and D. Prost O'Leary, "The use of the L-curve in the regularization of discrete ill-posed problems," *SIAM J. Sci. Comput.*, vol. 14, no. 6, pp. 1487-1503, Nov. 1993.
56. R.R. Schulz and R.L. Stevenson, "Extraction of high-resolution frames from video sequences," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, pp. 996-1011, June 1996.

57. B.C. Tom and A.K. Katsaggelos, "Reconstruction of a high-resolution image by simultaneous registration, restoration, and interpolation of low-resolution images," Proc. 1995 IEEE Int. Conf. Image Processing, vol. 2, Washington, DC, Oct. 1995, pp. 539-542.
58. R.C. Hardie, K.J. Barnard, and E.E. Armstrong, "Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images," IEEE Trans. Image Processing., vol. 6, pp. 1621-1633, Dec. 1997.
59. B.C. Tom and A.K. Katsaggelos "An iterative algorithm for improving the resolution of video sequences," in Proc. 1996 SPIE Conf. Visual Communications and Image Processing, Orlando, FL, Mar. 1996, pp. 1430-1438.
60. H.J. Trussell and M.T. Civanlar, "Feasible solution in signal restoration," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-32, pp. 201-212, Mar. 1984.
61. Stewart G.W., Sun J.-G. Matrix Perturbation Theory.— Boston: Academic Press, 1990.— 365 p.
62. Станкевич С.А. К оценке линейного разрешения цифровых аэрокосмических снимков // Космічна наука і технологія, 2002.— Т.8.— № 2/3.— С.103-106.
63. Рао С.Р. Линейные статистические методы и их применения / Пер. с англ.— М.: Наука, 1968.— 548 с.
64. Гетц К., Гилберт М. Программирование на Visual Basic 6 и VBA. Руководство разработчика / Пер. с англ.— Киев: BHV, 2001.— 912 с.
65. Программный комплекс ENVI / Учебное пособие.— М.: Совзонд, 2007.— 268 с.
66. Станкевич С.А., Шкляр С.В., Лубський М.С. Підвищення просторової розрізненості аерознімання на основі субпіксельної реєстрації зображень // Збірник наукових праць Державного науково-дослідного інституту авіації.— Вип.9(16).— Київ: ДНДІА, 2013.— С.110-117.

67. Попов М.А., Станкевич С.А., Тягур В.М., Шкляр С.В., Подорван В.Н., Добровольская К.В., Лубский Н.С. Повышение пространственного разрешения путём субпиксельной обработки изображений // Матеріали Восьмої Міжнародної науково-технічної конференції “Проблеми телекомунікацій-2014” (ПТ-2014).– Київ: ІТС НТУУ “КПІ”, 2014.– С.57-60.
68. Lyalko V.I., Popov M.A., Stankevich S.A., Shklyr S.V., Podorvan V.N., Likholit N.I., Tyagur V.M., Dobrovolska C.V. Prototype of satellite infrared spectroradiometer with superresolution // Journal of Information, Control and Management Systems, 2014.– Vol.12.– No.2.– P.153-164.
69. Станкевич С.А., Лубський М.С., Добровольська К.В. Технологія підвищення розрізненості інфрачервоних мікроболометричних спектро радіометрів для задач цивільного захисту // Праці Міжнародної науково-практичної конференції “Актуальні проблеми моделювання ризиків і загроз виникнення надзвичайних ситуацій на об’єктах критичної інфраструктури”.– Київ: УкрНДІЦЗ, 2015.– С.241-246.
70. Попов М.А., Станкевич С.А., Шкляр С.В. Алгоритм повышения разрешения субпиксельно смещённых изображений // Математичні машини та системи, 2015.– № 1.– С.29-36.
71. Лялько В.І., Попов М.О., Станкевич С.А., Шкляр С.В., Подорван В.М., Лихоліт М.І., Тягур В.М., Добровольська К.В. Фізична модель інфрачервоного спектро радіометра з підвищенням просторової розрізненості за допомогою субпиксельної обробки зображень // Наука та інновації, 2015.– Т.11.– № 6.– С.16-28.
72. Станкевич С.А., Шкляр С.В., Подорван В.М., Лубський М.С. Підвищення інформативності зображень дальнього інфрачервоного діапазону на основі субпиксельної обробки // Матеріали Десятої міжнародної науково-технічної конференції “Проблеми телекомунікацій” (ПТ-2016).– Київ: ІТС НТУУ “КПІ”, 2016.– С.40-42.

73. Stankevich S.A., Shklyar S.V., Podorvan V.N., Lubskyi N.S. Thermal infrared imagery informativity enhancement using sub-pixel co-registration // Proceedings of the International Conference on Information and Digital Technologies (IDT 2016).– Rzeszów: IEEE, 2016.– P.245-248.
74. Мосов С.П., Станкевич С.А., Чумаченко С.М. Обґрунтування вимог до технічних характеристик засобів ведення розвідки пожеж із застосуванням безпілотних літальних апаратів // Науковий вісник: Цивільний захист та пожежна безпека, 2017.– № 1(3).– С.57-65.
75. Станкевич С.А., Лубський М.С., Крилова Г.Б. Підвищення просторової розрізненості дистанційних зображень теплового поля земної поверхні // Матеріали XI-ої Міжнародної науково-технічної конференції “Проблеми телекомунікацій” (ПТ-2017).– Київ: ІТС НТУУ КПІ ім. І. Сікорського, 2017.– С.48-50.
76. Станкевич С. А., Лубський М. С., Лисенко А. Р. Підвищення просторової розрізненості аерознімання з квадрокоптеру на основі субпіксельної обробки зображень // Український журнал дистанційного зондування Землі. – 2017. – Вип. 15. – С. 40-42.
77. Станкевич С.А., Шолонік О.В. Інструментарій оцінювання еквівалентної просторової розрізненості багато- та гіперспектральних цифрових аерокосмічних знімків // Збірник наукових праць Державного науково-дослідного інституту авіації, 2007.– № 3(10).– С.165-171.

Додаток А

ПЛАКАТ 1

ЗНІМКИ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI 3 STANDARD

ПЛАКАТ 2**ЗНІМКИ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI 3 ADVANCED**

ПЛАКАТ 3**ЗНІМКИ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI 4 PRO**

ПЛАКАТ 4**РЕЗУЛЬТАТИ ВІДНОВЛЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ**

ПЛАКАТ 5

**РЕЗУЛЬТАТ ПІДВИЩЕННЯ ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ
ЗНІМКІВ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI PHANTOM 3 STANDARD**

ПЛАКАТ 6

**РЕЗУЛЬТАТ ПІДВИЩЕННЯ ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ
ЗНІМКІВ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI PHANTOM 3 ADVANCED**

ПЛАКАТ 7

**РЕЗУЛЬТАТ ПІДВИЩЕННЯ ПРОСТОРОВОЇ РОЗРІЗНЕННОСТІ
ЗНІМКІВ З КВАДРОКОПТЕРУ DJI PHANTOM 4 PRO**